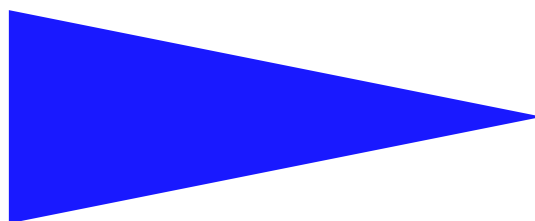


IRISA  
INSTITUT DE RECHERCHE EN INFORMATIQUE ET SYSTÈMES ALÉATOIRES

PUBLICATION  
INTERNE  
N° 1724



## ÉTAT DE L'ART DES MÉTHODES DE CORRECTION DES DÉFORMATIONS CÉRÉBRALES PER-OPÉRATOIRES

PIERRICK COUPÉ , PIERRE HELLIER AND CHRISTIAN  
BARILLOT



CAMPUS UNIVERSITAIRE DE BEAULIEU - 35042 RENNES CEDEX - FRANCE



## État de l'art des méthodes de correction des déformations cérébrales per-opératoires

Pierrick Coupé<sup>\*</sup>, Pierre Hellier<sup>\*\*</sup> and Christian Barillot<sup>\*\*\*</sup>

Systèmes biologiques  
Projet VisAGeS

Publication interne n° 1724 — Juin 2005 — 51 pages

**Résumé :** L'utilisation croissante de systèmes de navigation pour l'aide à la chirurgie a permis de faciliter les interventions ainsi que la planification des gestes chirurgicaux. Néanmoins, dans le cas de la neurochirurgie où le geste opératoire doit être très précis, les systèmes actuels sont limités à cause de déformations per-opératoires nommées "Brain Shift". Le terme de 'Brain Shift' traduit le mouvement des structures cérébrales arrivant après ouverture de la boîte crânienne (jusqu'à 25mm). Le recalage rigide réalisé par le système de neuronavigation entre les examens préopératoires et la position du patient en salle d'opération est donc entaché d'une imprécision. Ainsi, les informations fournies par le système de navigation deviennent partiellement obsolètes. Ce document propose une présentation des différents techniques de mesure et de compensation du 'Brain Shift'. Les avantages et inconvénients de chaque approche seront soulignés avant de conclure par une brève présentation des méthodes de validation existantes.

**Mots clés :** Brain Shift, Recalage, Neuronavigation.

(Abstract: *pto*)

<sup>\*</sup> pierrick.coupe@irisa.fr, IRISA/Université de Rennes I.

<sup>\*\*</sup> pierre.hellier@irisa.fr, IRISA/INRIA.

<sup>\*\*\*</sup> christian.barillot@irisa.fr, IRISA/CNRS.

# Survey of methods to measure and compensate the “Brain Shift”

**Abstract:** Navigation systems become a very attractive tool in surgical planning and procedure. However, the accuracy and usefulness of such systems is limited in presence of soft-tissue deformations. In neurosurgery, this phenomenon is called “Brain Shift”. The “Brain shift” is the motion of cerebral structures occurring after the craniotomy (up to 25mm). The neuronavigation system matches rigidly the pre-operative images with the surgical field. The hypothesis of a rigid registration is no longer valid because of deformations. This document presents a survey with classification of published methods to measure and compensate for the brain shift. The various validation framework are also presented.

**Key-words:** Brain Shift, Registration, Neuronavigation.

## Table des matières

<b>1</b>	<b>Introduction</b>	<b>4</b>
<b>2</b>	<b>Quantification du "brain shift"</b>	<b>4</b>
2.1	Mesures directes . . . . .	4
2.2	Mesures par imagerie intraopératoire . . . . .	5
2.2.1	IRMi . . . . .	6
2.2.2	USi . . . . .	7
2.3	Conclusion . . . . .	8
<b>3</b>	<b>Compensation du "brain shift"</b>	<b>9</b>
3.1	Par modélisation . . . . .	9
3.1.1	Modèles prédictifs . . . . .	9
3.1.2	Modèle guidé par imagerie intraopératoire . . . . .	12
3.1.3	Conclusion . . . . .	15
3.2	Par recalage d'images intraopératoires . . . . .	17
3.2.1	Méthodes basées sur l'intensité . . . . .	18
3.2.2	Méthodes basées sur les contours et surfaces . . . . .	24
3.2.3	Conclusion . . . . .	26
<b>4</b>	<b>Validation des techniques de recalage</b>	<b>28</b>
4.1	Recalage rigide . . . . .	28
4.1.1	Mise en correspondance de points . . . . .	28
4.1.2	Comparaison avec un algorithme référence . . . . .	30
4.2	Recalage non rigide . . . . .	30
4.2.1	Cohérence de la composition de transformations . . . . .	30
4.2.2	Taux de recouvrement . . . . .	30
4.3	Conclusion . . . . .	31
<b>5</b>	<b>Conclusion</b>	<b>32</b>
	<b>Annexe : Notions de recalage non rigide</b>	<b>42</b>

## 1 Introduction

Afin de faciliter les interventions et d'augmenter les performances des procédures neurochirurgicales, l'utilisation de systèmes de neuronavigation est de plus en plus courante dans les salles d'opération. Ces systèmes permettent d'aider le neurochirurgien à planifier l'acte, mais surtout de guider celui-ci en salle lors de la procédure à proprement parler. Il est ainsi possible de réduire l'invasivité de l'opération en fournissant au neurochirurgien des informations issues des images préopératoires, comme la localisation de tumeurs, d'angiomes ou des données issues des examens fonctionnels. Pour ce faire, il est nécessaire d'effectuer le recalage des examens préopératoires avec la position du patient dans la salle d'opération. A l'heure actuelle, les systèmes de neuronavigation réalisent ce recalage de manière rigide. Si pour les actes chirurgicaux où les structures cibles sont stables ce mode de recalage est pertinent, la présence de déformations du cerveau au cours des opérations neurochirurgicales affectent la précision du recalage. Ces déformations connues sous le terme de "brain shift" apparaissent principalement après ouverture de la dure-mère à cause de plusieurs phénomènes: la perte de liquide céphalo-rachidien, l'utilisation de diurétiques, l'affaissement du cerveau et l'acte chirurgical en lui-même comme la résection de la tumeur.

Principale limite des systèmes de neuronavigation actuels, la compensation du 'brain shift' fait l'objet de notre étude. Ce document est organisé de la manière suivante:

- La section 2 propose un état de l'art des connaissances actuelles sur l'amplitude et la direction du "brain shift".
- La section 3 présente une description des méthodes de compensation du 'brain shift'. Dans un premier temps le versant modélisation biomécanique sera abordé, puis, les techniques basées sur un recalage non rigide seront décrites.
- Enfin, La section 4 donne un aperçu des méthodes de validation des techniques de recalage dans le contexte de la compensation du "brain shift".

## 2 Quantification du "brain shift"

Le phénomène de "brain shift" étant la principale limite des systèmes de neuronavigation, celui-ci a fait l'objet de nombreuses études visant à caractériser son amplitude et sa direction. Si dans un premier temps ces informations étaient récoltées par mesures directes *via* le pointeur du système de neuronavigation, la focale du microscope ou des images vidéo; l'imagerie intraopératoire est de plus en plus sollicitée pour cette tâche.

### 2.1 Mesures directes

Le premier versant de ces recherches est effectué en analysant le déplacement du cortex entre les images préopératoires et la position réelle de celui-ci en cours d'opération. La mesure de ce déplacement peut être réalisée à l'aide du système de guidage *via* la position d'un pointeur au contact du cortex [22, 21, 50, 48, 64], mais il est également possible d'utiliser

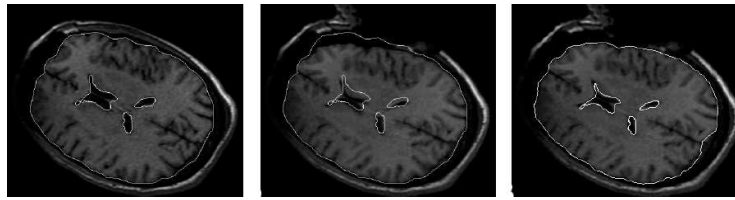


FIG. 1 – Illustration du phénomène de "brain shift" sur des Images par Résonnance Magnétique intraopératoires (IRMi). A gauche, position du cerveau avant craniotomie avec superposition du contour du cortex et des ventricules. A droite, position du cerveau après craniotomie et ouverture de la dure-mère avec mise à jour des contours. Au milieu, superposition des contours avant craniotomie et de l'image après celle-ci. Illustration tirée de [25].

la focale du microscope comme sonde virtuelle pour estimer la position du cerveau dans la boîte crânienne [83].

En mesurant les déformations après ouverture de la dure-mère mais avant résection de la tumeur, Hill *et al.* [50] estiment celles-ci à plus de 10mm dans la moitié des cas étudiés; ce qui donne une idée de l'importance du phénomène même sans résection. Les mesures effectuées par Roberts *et al.* [83], via la recherche de la focale du microscope et d'une paire d'images vidéo, évaluent le déplacement moyen de la surface corticale à 10mm avec un maximum de 25mm après ouverture de la dure-mère. Enfin, Dorward *et al.* [21, 22] déterminent à l'aide de 48 sujets un déplacement moyen du cortex et des tumeurs profondes de l'ordre de 5mm également après ouverture de la dure-mère. La mesure des couches profondes est réalisée à l'aide d'un logiciel d'élongation virtuelle du pointeur du système de neuronavigation.

On observe donc que ce type de mesures évaluent le déplacement moyen de la surface corticale de 5 à 10 mm avec un maximum de 20 à 25mm. Toutes ces études soulignent que la composante principale du déplacement suit la direction de la gravité, celle-ci étant communément reconnue comme la principale force responsable du "brain shift". Nous verrons dans la partie suivante que l'utilisation de l'imagerie intraopératoire tend à contre dire cette observation.

## 2.2 Mesures par imagerie intraopératoire

Une autre approche d'analyse du "brain shift" est d'utiliser une modalité d'imagerie intraopératoire pour mesurer le mouvement des structures cérébrales au cours de l'opération. Ces structures pouvant être la surface de la tumeur, des ventricules ou du cortex. Les modalités d'imagerie étant généralement des IRM per-opératoires (IRMi) [40, 65, 73, 74, 86] ou des images ultrasonores intraopératoires (USi) [9, 19].

### 2.2.1 IRMi

La mesure du mouvement de la surface cerveau/tumeur effectuée par Rubino *et al.* [86] après ouverture de la dure-mère, montre que sur les dix cas étudiés le déplacement moyen est de 15.8mm (5-23mm).

Le déplacement de la surface corticale pour différentes tailles de tumeurs a été étudié par Nabavi *et al.* [73]. Il apparaît que le "brain shift" maximal pour des tumeurs moyennes (15-40mL) est de 15.8mm après ouverture de la dure-mère et de 23.8mm après résection. Si les déplacements rapportés par ce type d'étude sont significativement plus grand que dans d'autres, c'est que la valeur maximale est calculée sur l'ensemble de la surface et non sur une zone définie. Ainsi les structures cérébrales plus superficielles par rapport de la tumeur peuvent avoir un déplacement très important après résection, comme on peut le voir sur la figure 2.

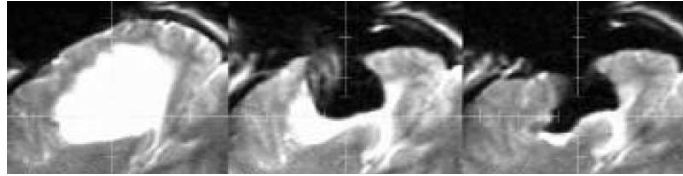


FIG. 2 – Illustration du phénomène de "brain shift" au cours de la résection d'une tumeur sur des IRMi pondérée en T2. De gauche à droite, image obtenue après ouverture de la dure-mère, 142 minutes plus tard, et 67 minutes après. Illustration tirée de [73].

Le même type d'études menées sur 64 patients par Nimsky *et al.* [74] à l'aide d'un recalage rigide amène à des résultats similaires; jusqu'à 24mm pour le déplacement cortical et 3mm pour les tumeurs profondes. Enfin, l'utilisation d'un algorithme plus complexe de recalage (flot optique tridimensionnel) par Hata *et al.* [43] évalue le déplacement maximal de la surface corticale à 11mm et celui des structures profondes à 4mm.

Contrairement aux études précédemment citées qui se sont appuyées sur la position de la surface corticale, Hartkens *et al.* [40] se sont intéressés aux déformations au sein du volume cérébral dans son ensemble. Après un recalage élastique entre les images de début et de fin d'opération, le déplacement maximal observé fut de 10mm pour les 24 cas étudiés. Dans cette étude, Hartkens *et al.* ont également analysé la direction des mouvements cérébraux présents au cours de l'opération. Il en ressort que si la gravité est la principale force responsable du mouvement des tissus cérébraux, ce mouvement suit des directions qui ne sont pas forcément parallèles à l'orientation de celle-ci, comme on peut le voir sur la figure 3. Cette observation met en exergue l'interaction complexe des tissus cérébraux avec la boîte crânienne au cours de l'opération notamment au niveau de la faux du cerveau. La géométrie des structures cérébrales et leurs propriétés mécaniques engendrent donc un phénomène spatio-temporel complexe dont l'évolution est encore mal connue. D'après l'étude de Hartkens *et al.* [40], même l'hypothèse d'utiliser le mouvement de la surface corticales comme indicateur du mouvement des couches plus profondes est une erreur au vu de leurs observations.



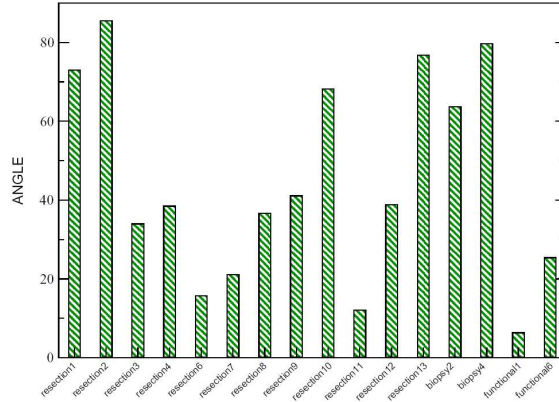


FIG. 3 – Mesures de l'angle formé par la direction principale du champ de déformation et celle de la gravité sur 16 sujets. Illustration tirée de [40].

### 2.2.2 USi

L'autre modalité d'imagerie intraopératoire utilisée dans l'étude du "brain shift" est l'échographie. Pour effectuer leur mesure, Comeau *et al.* [19] utilisent une sonde échographique suivie par un tracker optique. Le fait de suivre la sonde dans l'espace de la salle d'opération permet de connaître la position de l'image US 2D acquise dans le volume IRM 3D préopératoire. Il est ainsi possible d'extraire une coupe co-planaire à l'image ultrasonore 2D de l'IRM et donc de superposer une image 2D préopératoire sans déformations avec l'image 2D intraopératoire déformée. Un opérateur délimite alors manuellement des structures clés (ventricules) et des points (coupes de vaisseaux) dans les deux images tout en définissant leur correspondance. Finalement, ces points et courbes homologues servent à déterminer une série de vecteurs de déformation qui permettent de propager la déformation obtenue au reste de la coupe. Ce procédé permet de quantifier le brainshift de 10 à 20mm avec une précision de l'ordre de 2mm. La précision de mesure est déterminée par la quantification de l'erreur de localisation de cible (Target Localization Error) dont la formulation sera détaillée dans la partie validation (cf. section 4). La TLE est estimée *via* la mise en correspondance de marqueurs au sein d'images US et de coupes co-planaires du volume image scanner d'un fantôme. Les auteurs concluent ainsi qu'il est possible de faire correspondre un pixel de l'image US avec son homologue issu du volume IRM avec une précision inférieure à 1.3mm, sous hypothèse d'un recalage précis. Cette hypothèse sur la précision du recalage est vérifiée dans [19] par recalage IRM/IRM et IRM/US du fantôme. Pour ce faire, les auteurs acquièrent un volume IRM du fantôme avant de lui appliquer des déformations, puis prennent un volume IRM et des images échographies de celui-ci après déformation. Ils comparent ensuite les

erreurs de recalage sur des marqueurs non utilisés comme amers au cours de celui-ci. Dans les deux cas celles-ci sont similaires et de l'ordre de 0.5 à 2mm.

Dans une étude plus récente menée par Letteboer *et al.* [58], le "brain shift" est estimé sur 12 patients par imagerie ultrasonore de type main libre. Les auteurs réalisent un recalage rigide de la tumeur entre les IRM préopératoires et les images ultrasonores 3D reconstruites et filtrées, afin de quantifier les composantes translationnelles du "brain shift". Letteboer *et al.* observent un mouvement moyen de 3.0mm avec un maximum de 7.5mm dans la direction de la gravité et un mouvement moyen de 3.9mm avec un maximum de 8.2mm dans la direction perpendiculaire à la gravité. De plus, l'angle moyen formé par la direction de la gravité et la composant principale du déplacement est de 60 degrés avec un maximum de 88 degrés. La précision de ces mesures est évalué en comparant, le recalage direct des IRM préopératoires et des images ultrasonores intraopératoires après ouverture de la dure-mère, avec le recalage de ces mêmes images en utilisant les images ultrasonores intraopératoires avant ouverture de la dure-mère. L'erreur de mesure est estimée à 1.0mm avec un maximum de 1.6mm.

## 2.3 Conclusion

Au vu de ces différentes études, il apparaît que le phénomène de "brain shift" est un processus dont la modélisation semble difficile en utilisant uniquement des connaissance *a priori* sur la nature des déformations. En effet, l'amplitude et la direction des déplacements subis par les tissus cérébraux au cours de l'acte chirurgical sont de natures diverses et varient suivant les cas. Le "brain shift" est influencé par de nombreux facteurs tels que le positionnement du patient lors de l'opération, par l'éventuelle ouverture du système ventriculaire mais également par la taille de la tumeur et de la craniotomie [74]. Néanmoins, les résultats fournis par les études précédemment citées mettent en évidence que l'amplitude de ce phénomène est largement supérieure à la précision des systèmes de neuronavigation et de la résolution des images préopératoires (1 à 2 mm). Le recalage rigide effectué entre la position du patient en salle d'opération et les examens préopératoires est donc entaché d'une sévère imprécision, d'où la naissance de nombreuses démarches visant à compenser le "brain shift". Cela sera l'objet de la section suivante.

### 3 Compensation du "brain shift"

Afin de compenser les déformations affectant l'étape de recalage rigide effectuée par le système de neuronavigation, deux directions de recherches sont empruntées.

La première est basée sur une modélisation biomécanique du cerveau et des forces en jeu afin de prédire l'amplitude des déformations [10, 11, 70, 67, 69]. Il est ainsi possible de corriger les images préopératoires avant ou au cours de l'opération. Dans le but d'augmenter la précision de la prédiction ou de réduire la complexité de ces modèles, il est également possible de les guider à l'aide d'images ou mesures per-opératoires utilisées comme conditions limite sur le déplacement des éléments du modèle [3, 4, 24, 25, 26, 66, 94, 91, 93]. Ces modèles et leur guidage feront l'objet de la première partie de la section à venir.

La seconde direction de recherche de la compensation du "brain shift" s'est tournée vers l'utilisation des images peropératoires pour recueillir les informations nécessaires à la caractérisation du déplacement des structures cérébrales. Un recalage entre ces images et les images préopératoires, ou intraopératoires avant déformation peut donc être effectué afin de compenser ce déplacement [19, 32, 34, 53, 57, 59, 79, 84]. Nous décrirons dans la seconde partie de cette section quels types de modalité et de recalage sont utilisés au sein de la problématique du "brain shift".

#### 3.1 Par modélisation

##### 3.1.1 Modèles prédictifs

**Modèles statistiques** L'un des moyens de construire un modèle prédictif des déformations à venir au cours d'une opération chirurgicale, est de constituer un modèle statistique de ces déformations. Davatzikos *et al.* [20] construisent deux modèles par analyse en composantes principales en estimant d'une part, la relation entre le déplacement de points de la surface d'un organe par rapport à leur localisation (Shape Based Estimation); et d'autre part, l'amplitude de la déformation de cette surface par rapport à la force appliquée (Force Based Estimation). Le modèle SBE est un modèle purement statistique utilisé pour estimer les déformations à venir d'après les données d'apprentissage disponibles. Le modèle FBE quant à lui, est un modèle statistique couplé à un modèle biomécanique. Le modèle biomécanique est alors dirigé par la connaissance statistique de l'amplitude des déformations par rapport aux forces appliquées. Ce type de modèle nécessite une phase apprentissage sur un jeu de données. Malheureusement, le nombre d'images nécessaire à cette phase est très important. Par exemple, si l'on souhaite construire un modèle statistique fiable de la déformation de la colonne vertébrale, au moins 20 patients sont nécessaires, chacun d'entre eux devant être scannés entre dix et cent fois dans différentes positions pour différentes amplitudes de déformations [20]. Devant la difficulté d'établir une telle base de données à partir d'images réelles, les auteurs utilisent un modèle biomécanique lors de la phase d'apprentissage pour obtenir des images simulées. Ainsi, le nombre d'exams, la position du patient ou la connaissance de l'évolution de la déformation n'est plus un problème. L'utilisation d'un modèle biomécanique permet également de contrôler la force de déformation

appliquée. Cependant, cette démarche semble limitée dans le cas de procédures chirurgicales de part ses difficultés à prendre en compte les spécificités de chaque opération. En effet, la variabilité prise en compte au niveau de l'anatomie, des forces et des paramètres élastiques reste faible. De plus, la complexité et le coût calculatoire engendrés par l'utilisation d'un tel modèle est considérable surtout en dimension 3. Dans leur conclusion les auteurs proposent donc une alternative: construire un *a priori* statistique des déformations par apprentissage sur le modèle biomécanique basé sur l'anatomie réelle du patient avant l'opération. Dans un second temps, cette connaissance *a priori* de déformation est guidée par des images intraopératoires en cours d'opération.

**Modèles biomécaniques** Une autre solution envisageable pour la construction d'un modèle prédictif du "brain shift", est la réalisation d'un modèle biomécanique complexe du cerveau traduisant les propriétés des tissus le composant ainsi que les forces en jeu. Pour ce faire, on utilise généralement la méthode des éléments finis (FEM) afin de discrétiser le domaine d'intégration du modèle et donc de permettre sa résolution numérique. Cette discrétisation se réalise à l'aide de noeuds constituant un maillage à forme variable (cf Fig. 4). Chacun de ces noeuds suit un mouvement décrit par le modèle mécanique, les forces en

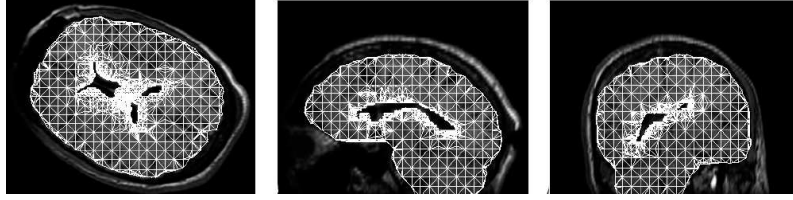


FIG. 4 – Génération du maillage sur les IRM préopératoire après segmentation du cortex et des ventricules. Illustration tirée de [25].

jeu et des conditions limites. Les paramètres mécaniques du modèle comme le module de Young ou le coefficient de Poisson pouvant être variables suivant la nature du tissu modélisé. A noter que la valeur de ces paramètres est soit déterminée à partir de la littérature, soit estimée à l'aide de modèles et d'observations ou enfin *via* des expériences rhéologiques menées sur le porc comme celles de Miller *et al.* [72].

Dans le cadre de la modélisation prédictive des déformations, Miga *et al.* [69, 67, 70] élaborent un modèle biomécanique où le cerveau est représenté comme un milieu rempli de liquide qui s'en échappe. Les tissus cérébraux sont modélisés comme un corps élastique contenant un fluide interstitiel. Dans un premier temps, les auteurs réalisent la segmentation des images préopératoires en différents compartiments, chacun de ces compartiments représentant des régions aux propriétés mécaniques particulières. Puis, les frontières séparant ces compartiments sont transformées en surfaces à l'aide d'un algorithme de marching cube. Enfin, le modèle par FEM est construit en définissant un maillage à l'aide de noeuds au sein des différent compartiments. Le modèle proposé par Miga *et al.* prend également en compte

l'influence de la gravité intervenant dans l'équilibre mécanique du modèle. Ainsi, à l'aide de la position du patient par rapport à la direction de la gravité et d'une estimation intraopératoire de la quantité de liquide céphalo-rachidien dans le crâne, le modèle est capable d'estimer les déformations du cerveau dans son ensemble. Les résultats obtenus par ces études sur 4 cas, montrent que ce modèle est capable de compenser à 79% le phénomène de "brain shift". L'erreur du modèle est de  $1.2 \pm 1.3$  mm sur un déplacement moyen de  $5.7 \text{ mm} \pm 2.0 \text{ mm}$  [69]. Cette erreur est estimée en comparant point par point le déplacement de la surface corticale calculé par le modèle avec les mesures peropératoires issues d'images vidéo. Les travaux récents de ce groupe ont porté sur l'incorporation de la résection et de la rétraction des tissus dues à l'acte chirurgical. La validation de la modélisation de la rétraction sur le porc a montré une augmentation de la précision de plus de 1 mm de la prédiction [70, 80]. Pour le moment ce type de compensation demande 5 heures à un opérateur expérimenté afin de segmenter les images préopératoires et générer le maillage [70]. De plus, le calcul des déformations au cours de l'opération prend entre cinq et dix minutes [70], alors qu'il serait souhaitable qu'il prenne moins d'une minute [31]. Le coût calculatoire de ce modèle reste à l'heure actuelle son principal inconvénient.

Afin d'éviter la présence d'un opérateur durant la segmentation des images préopératoires et la génération du maillage, Castelleno *et al.* [11, 10] automatisent cette étape en effectuant un recalage non-rigide entre ces images et un atlas (Brainweb). Ils obtiennent de cette manière les surfaces cérébrale et ventriculaire ainsi que la carte de segmentation de la matière blanche et matière grise. Néanmoins, le problème de la segmentation des structures pathologiques reste manuelle. Le modèle prend en compte les caractéristiques particulières des deux types de tissus cérébraux mais également la déformation distincte de ceux-ci par rapport au système ventriculaire. En effet, les éléments du maillage des tissus possèdent des poids et des propriétés mécaniques particuliers suivant leur appartenance tissulaire, et le maillage des ventricules est construit indépendamment de celui des tissus cérébraux. Tous les tissus sont modélisés comme des solides élastiques linéaires. Grâce à sa structure particulière, les auteurs pensent que ce modèle pourra à terme prendre en compte la perte de liquide céphalo-rachidien, la pression sanguine ainsi que l'influence de drogues. A l'heure actuelle, l'étape de validation se réduit à une comparaison entre les images postopératoires et les images simulées, la validation par imagerie intraopératoire n'ayant pas encore été réalisée.

Dans le cadre de la prédiction du "brain shift", il est également possible de combiner différents modèles physiques de déformations comme le proposent Hagemann *et al.* [36]. Ce type de combinaison est notamment utilisé afin d'affiner la simulation des mouvements apparaissant au niveau des interfaces de régions élastiques et visqueuses. Les auteurs simulent donc trois types de tissus par trois modèles physiques différents. Contrairement à de nombreuses autres approches où la différence tissulaires est induite par une variation des paramètres mécaniques comme le module de Young ou le coefficient de Poisson [27, 38, 56, 76], Hagemann *et al.* modélisent des déformations rigides, élastiques et visqueuses suivant la nature de la région. La nature des déformations est régie par les équations de Navier pour les matériaux élastiques et celle de Navier-Stokes pour les fluides. Ce modèle est résolu *via* la méthode des éléments finis, appliquée séparément à chaque région. La segmentation des

régions homogènes est effectuée de manière semi-automatique et les paramètres mécaniques sont issus de la littérature [37]. Ce modèle biomécanique est à l’heure actuelle utilisé pour propager la déformation obtenue par la mise en correspondance semi-manuelle d’amer entre des images pré et postopératoires afin d’éviter l’utilisation explicite de forces externes. Les auteurs montrent que la prédiction des déformations à l’aide de cette modélisation donne de meilleurs résultats qu’une modélisation purement élastique. Néanmoins, en raison de son coût calculatoire important, ce type d’approche voit son utilisation restreinte pour l’instant en 2D.

Le même type de démarche a également été réalisé en utilisant la méthode des éléments frontières (Boundary Element Modeling), où seuls les contours des régions sont discrétisés [23]. Si cette méthode est sensée être plus rapide car engendrant moins de calculs, il s’avère que la nature du calcul matriciel à résoudre est plus complexe et donc ne permet pas de réel gain de temps. Ce modèle sera à terme guidé par imagerie intraopératoire afin d’affiner les conditions limites du déplacement.

### 3.1.2 Modèle guidé par imagerie intraopératoire

Devant la difficulté de prendre en compte toutes les forces régissant les déformations des tissus cérébraux et leur interactions avec les outils chirurgicaux, de nombreux auteurs présentent des études où le modèle biomécanique est guidé par des images intraopératoires. Les modalités d’imagerie intraopératoire sont de natures diverses:

- les Images par Résonance Magnétique intraopératoire (IRMi) [25, 24, 101] pour connaître l’ensemble des déformations du volume cérébral,
- les images stéréo issues d’une paire de caméras [94, 91, 93] ou les mesures laser [4, 66, 71] pour mesurer le déplacement de la surface corticale,
- les images ultrasonores intraopératoires (USi) pour suivre le mouvement des couches profondes [83].

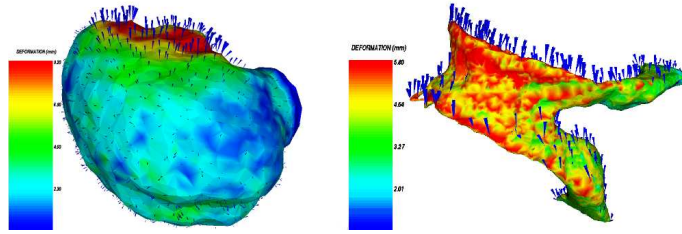


FIG. 5 – Représentation des déformations et des vecteurs de déplacements obtenus pour le volume cérébrale et les ventricules. Illustration tirée de [25].

**Modèle guidé par IRMi** L’approche proposée par Ferrant *et al.* [25, 24, 101] consiste à utiliser les informations issues des IRMi pour guider les déformations de leur modèle

biomécanique. Pour se faire, une segmentation d'objets clés (surface cérébrale, ventricule, tumeur) dans les images préopératoire est effectuée à l'aide d'un algorithme rapide et semi-automatique, environ 10min par un utilisateur entraîné. Ils génèrent ensuite un maillage de ces différentes structures afin de créer un modèle déformable par FEM. La segmentation de ces mêmes structures dans les images intraopératoire est réalisée de manière automatique à l'aide de ce modèle spécifique du patient. En analysant l'évolution des surfaces de ces objets clés au cours de l'opération via les IRMi, il est possible de fournir les conditions limites du déplacement au modèle déformable (cf Fig. 5). Grâce à une implémentation parallèle et optimisée, le calcul des déformations dure une quinzaine de secondes, ce qui permet une utilisation en salle d'opération. Les auteurs rapportent une précision de  $0.9 \pm 0.7$ mm de moyenne mais de 3.7mm près des zones de résection [24]. Cette précision est évaluée en comparant la position de 400 marqueurs identifiés par un expert sur les images intraopératoires avec les déformations fournies par le modèle. Les auteurs soulignent que ce type de validation est entachée par des imprécisions dans la localisation manuelle, ceci particulièrement dans la région de la tumeur où certaines structures ne sont pas visibles. L'imprécision prononcée dans cette zone est également due à la non prise en compte de la résection par le modèle. Si cette démarche donne d'excellents résultats pour un temps de calcul acceptable, le coût d'un imageur par résonance magnétique intraopératoire reste inaccessible à la grande majorité des hôpitaux. De plus, la précision du système dépend de la segmentation initiale et du suivi des contours dans les images intraopératoire, ce qui est source d'erreurs. Néanmoins, les résultats de Ferrant *et al.* donnent une bonne indication des performances que l'on peut attendre d'une démarche similaire utilisant le mouvement de la surface corticale par caméra ou trackeur optique et/ou des couches profondes par ultrasons.

**Modèle guidé par Vision stéréo** Skrinjar *et al.* [94, 91, 93] proposent l'utilisation de la vision stéréo pour évaluer la mouvement de la surface corticale. Ceci est possible uniquement quand la surface corticale observée par les caméras est suffisante, par exemple dans cadre de la neurochirurgie de l'épilepsie où l'on pose une grille d'électrodes sous la dure-mère. Cette mesure sert à guider un modèle de Kelvin où les tissus sont perçus comme des



FIG. 6 – Images reçues par les deux caméras et représentation de la surface reconstruite. Illustration tirée de [94].

matériaux visco-élastiques subissant des déformations lentes et de faible amplitude. Il est ainsi possible de propager les déformations de la surface à l'ensemble du volume cérébral. Les caractéristiques mécaniques des tissus sont estimées à l'aide des images intraopératoires

de plusieurs patients et seront appliquées aux futurs cas. Le modèle déformable prend en compte l'interaction avec le squelette en remettant à chaque itération les noeuds le traversant au niveau de sa surface. Il reste cependant le problème de la résection car les informations de mouvement sur la surface corticale ne permettent pas de simuler correctement les déplacement des couches profondes. Les auteurs envisagent l'utilisation intraopératoire d'un CT, d'IRMi ou d'USi. A noter que les caméras peuvent être incluses dans le microscope binoculaire utilisé par le neurochirurien [96, 97, 98].

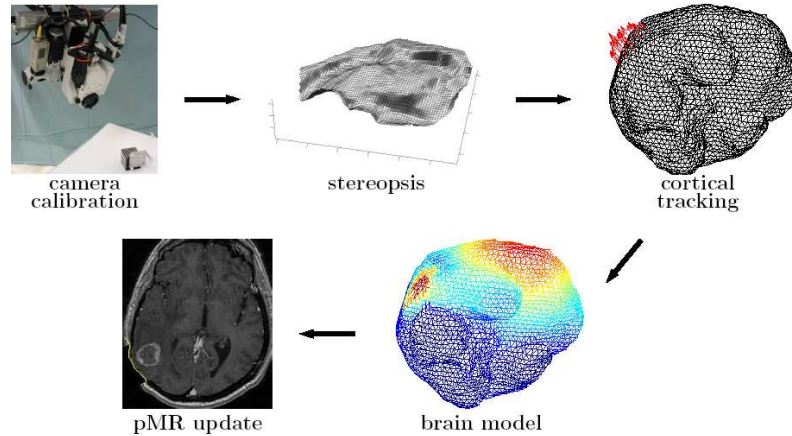


FIG. 7 – Récapitulatif des différentes étapes de compensation du "brain shift" lors de l'utilisation du mouvement de la surface corticale [98].

**Modèle guidé par mesure laser** Les études de Audette *et al.* [4] et Miga *et al.* [71] utilisent un digitaliser 3D pour connaître le mouvement de la surface corticale. Ce procédé de mesure par laser permet d'obtenir une précision de 300 microns et un taux de rafraîchissement de 60Hz. La procédure d'acquisition, c'est-à-dire la mise en place du digitaliser, l'acquisition des images et le retrait de celui du champs chirurgical, prend environ 1.5min [71]. Comme dans les études de Skrinjar *et al.*, la connaissance du mouvement de la surface corticale sert également dans ces études à guider un modèle biomécanique.

**Modèle guidé par Ultrasons** A notre connaissance, seuls Miga *et al.* [83] ont réalisé une étude de faisabilité du guidage d'un modèle biomécanique par ultrasons. Les auteurs soulignent l'avantage de coupler l'information du mouvement de la surface corticale obtenue par vision stéréo ou digitaliser 3D, au mouvement du système ventriculaire suivi par ultrasons. Dans un premier temps, cette équipe a récemment travaillé sur l'étape de calibration du suivi de la sonde échographique, principale source d'erreur entre le recalage des image préopératoires et peropératoires [61]. La précision de ce recalage avec une étape de calibration efficaces peut atteindre 2.32mm, cette erreur incluant l'imprécision du suiveur optique



$0.332 \pm 0.289 \text{mm}$  et du recalage rigide du système de neuronavigation  $0.588 \pm 0.213 \text{mm}$ . Dans cette étude [61], les auteurs proposent deux méthodes pour éprouver leur procédures de calibration utilisant un fantôme à base de fils en forme de N. D'une part, ils comparent la localisation des structures du fantôme au sein des images ultrasonores reconstruites et d'un volume scanner, en calculant les erreurs de localisation entre paires de points (Fiducial Registration Error). D'autre part, les auteurs réalisent un test de reproductibilité de mesures, en déterminant, *via* les images ultrasonores acquises, les coordonnées dans le monde réel de structures immergées dans un bac d'eau avec leurs véritables positions (Target Localization Error). Les ultrasons semblent donc être une solution peu coûteuse pour recueillir des informations précises sur le mouvement des structures profondes du cerveau. Les premiers tests *in vivo* menés chez le porc montrent qu'un modèle biomécanique guidé par de l'échographie type main libre permet d'estimer le brainshift avec une erreur de 1.5mm [62]. Cette erreur est évaluée à l'aide des deux mesures d'erreur que sont la Fiducial Registration Error et la Target Localization Error, mesures que nous détaillerons dans la partie Validation. La FRE est estimée en comparant la position avec et sans recalage de billes implantées dans le cerveau du porc au sein d'images ultrasonores et CT acquises au cours de l'opération.

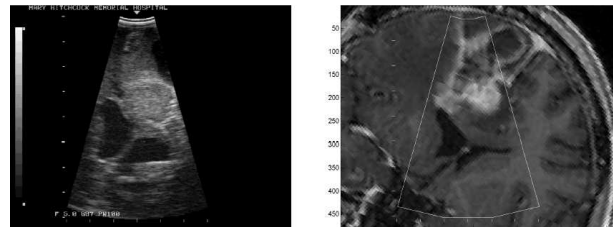


FIG. 8 – Reconstruction de la coupe de l'IRM préopératoire correspondante à l'image USi. Illustration tirée de [61].

### 3.1.3 Conclusion

Cette brève présentation de l'utilisation de modèles biomécaniques afin de compenser le phénomène de "brain shift" met en évidence plusieurs inconvénients inhérents à cette démarche.

Le premier est le coût calculatoire de cette méthode. En effet, le calcul de la propagation des déformations de la surface corticale à travers le modèle est en générale de l'ordre de 10min [94, 92, 68] avec des implémentations optimisées. Les auteurs à l'origine de ces modèles soulignent que ce temps de calcul reste inférieur à celui de la stabilisation des déformations cérébrales au cours d'une opération (environ 45min [92]). Néanmoins, il est indispensable de fournir au neurochirurgien des informations en "temps réel" sur l'évolution de ces déformations. A l'heure actuelle seuls Ferrant *et al.*, à l'aide d'une implémentation optimisée et parallélisée, réalisent le calcul de la déformation du modèle en moins d'une minute. Il nous faut cependant souligner que l'acquisition d'une IRMi prend environ 10min,

l'étape de recalage rigide 1min, la segmentation des IRMi 5min et la quantification de la déformation des surfaces segmentées 2min. Même si le temps d'acquisition est utilisé pour l'étape de visualisation de l'acquisition précédente, la remise à jour des images préopératoire demande 8min. Sans compter que l'utilisation d'un imageur IRM intraopératoire, qui permet de connaître les déformations dans leur ensemble donc d'accélérer leur analyse, reste hors de portée de la majorité des établissements hospitaliers (un seul en France).

Le second inconvénient de cette démarche est qu'elle nécessite une étape de segmentation des structures anatomiques. Les erreurs engendrées par cette étape se retrouvent dans la construction du modèle, mais également dans l'estimation du mouvement des structures chez Ferrant *et al.* . Ces imprécisions vont donc être propagées à travers tout le modèle et diminuer la précision de celui-ci.

Enfin, la dernière difficulté apportée par l'utilisation de ce type de modèle est le choix des caractéristiques mécaniques des tissus et de la nature du modèle en lui-même.

Malgré ces différents inconvénients, ces démarches obtiennent de bons résultats notamment au niveau de la simulation de résections et des déformations non rigides du cerveau. Il est intéressant de souligner que la majorité de ces auteurs guident aujourd'hui leur modèle par des acquisitions de données intraopératoires. Ecabert [23] et Skrinjar [94] concluent même à la quasi-impossibilité de réaliser un modèle valide sans ces données vu la complexité des causes du "brain shift": influence de la gravité, propriétés mécaniques des tissus, administration de drogues, perte du Liquide Cérébro-Spinal (LCS), interaction entre le LCS et les tissus, contraintes anatomiques, résection de tissus, variation de la pression intracrânienne, complexité géométrique des structures anatomiques et variabilité interpatient.

### 3.2 Par recalage d'images intraopératoires

L'autre possibilité pour compenser l'effet du "brain shift" est de réaliser un recalage non rigide entre des images préopératoires et des images peropératoires généralement de nature ultrasonore ou RMN. Ce recalage non rigide peut également être effectué entre les images intraopératoires avec déformations et une image intraopératoire de début d'opération sans déformations, ce qui donne l'avantage de passer par une phase de recalage monomodal. Devant la pluralité des méthodes de recalage existantes, il est intéressant d'effectuer un classement de celles-ci suivant des critères particuliers. Nous utiliserons ici les critères définis dans [5] que sont :

- la dimension et la nature des amers à mettre en correspondance,
- le type de transformations et le domaine de définition de celles-ci,
- la fonction de similarité qui modélise l'interaction entre les variables à estimer et les données observées,
- la méthode d'optimisation permettant d'extraire la transformation désirée des transformations possibles.

La dimension et la nature des amers à mettre en correspondance dirigera la structure du plan adopté au cours de cette partie. Premièrement, nous exposerons les méthodes basées sur l'intensité des voxels puis celles utilisant des amers de type contour ou surface.

Devant le grand nombre de transformations existantes, nous avons choisi d'utiliser uniquement l'appellation génériques de celles-ci. La théorie sous-jacente à ces différents paradigmes est développée en annexe de ce rapport. Dans cette partie incarnant une première approche du recalage d'image, nous soulignerons simplement leurs avantages et inconvénients au sein de la problématique de la compensation du "brain shift".

Les fonctions de similarité seront en revanche définies au fur et à mesure de la présentation des différentes techniques existantes pour compenser le "brain shift". Bien que cette démarche conduira à l'élaboration d'une liste non exhaustive de ces fonctions, cela nous a paru plus pertinent au vu du plan adopté.

Enfin, les méthodes d'optimisation ne seront pas abordées mais uniquement évoquées comme étant constituées de deux classes. Les méthodes sans gradient, que sont les techniques de Powell et du simplex, et celles avec gradient. Dans cette catégorie il existe des variantes : la descente de gradient, le gradient conjugué, la démarche de Newton et de quasi-Newton et enfin celle de Levenberg-Marquart.

A l'heure actuelle deux grandes voies se dessinent au sein des méthodes utilisant les USI dont la principale différence se situe au niveau de la nature et de la dimension des amers à mettre en correspondance. La première utilise l'intensité des voxels comme information (recalage "iconique") alors que la seconde se base sur des amers de type contours et surfaces. Cette différence au niveau des attributs à mettre en correspondance régit l'ensemble de la démarche de recalage.

Les méthodes basées sur l'intensité des voxels fonctionnent généralement en deux étapes. Dans un premier temps, on estime avant ouverture de la dure-mère le décalage entre les images préopératoires et intraopératoires par recalage rigide multimodal. A cette instant

les déformations du cerveau sont suffisamment minimales pour que l'on puisse effectuer un recalage rigide. Puis, après ouverture de la dure-mère, on suit l'évolution des déformations par recalage non rigide monomodal des images intraopératoires. La connaissance de cette évolution permet de transformer les images préopératoires afin qu'elles correspondent à la scène observée [57, 59, 79, 84].

Les méthodes basées sur la mise en correspondance de contours ou surfaces se réalisent quant à elles en une seule étape de recalage. Après l'extraction d'attributs géométriques homologues dans les images pré et peropératoires, on effectue une mise en correspondance de ces primitives puis on extrapole la déformation obtenue au reste de l'image [19, 34, 32, 53].

En ce qui concerne l'utilisation d'IRMi comme modalité intraopératoire, la démarche est de recaler chaque IRMi avec l'IRM préopératoire par des méthodes de recalage non rigide basé sur l'intensité. Néanmoins, comme nous l'avons souligné l'utilisation d'un imageur IRMi reste peu courante dans le monde hospitalier, c'est pourquoi la majorité des exemples présentés ici, sont plus des études visant à caractériser le "brain shift" que la mise au point d'une démarche de compensation en routine clinique de celui-ci. Enfin, le temps de mise en oeuvre de ce type de démarche est trop long pour effectuer une remise à jour rapide des images préopératoires.

### 3.2.1 Méthodes basées sur l'intensité

**Méthodes utilisant des USi.** Comme les critères de classifications cités précédemment sont relativement homogènes suivant le caractère mono et multimodal de l'étape de recalage, nous les définirons ici au sein de ces deux grandes classes d'après la chronologie de leur apparition au cours de l'opération.

**1. Recalage multimodal IRM/USi.** La principale difficulté d'un recalage multimodal vient du fait que l'on souhaite faire correspondre deux images ne contenant pas la même information. Ainsi, si l'on choisit comme amers l'intensité des voxels, il nous faut trouver une mesure de similarité capable de détecter des relations entre les images malgré leur nature différente. C'est pourquoi les études basées sur l'intensité que nous présentons ici utilisent des fonctions de similarité spécifiques comme le rapport de corrélation et ces variantes, ainsi que l'information mutuelle.

Définissons dans un premier temps les notations utilisées dans les paragraphes à venir. Soient  $I$  et  $J$  deux images à superposer (fonction de  $\mathbb{R}^3$  dans  $\mathbb{R}$ ), le principe du recalage est de chercher la transformation spatiale  $T$  qui rend le plus similaire possible à  $I$  l'image transformée  $J \circ T$ . Dans le cas où il n'y a pas de changement d'intensité entre les deux images (cas monomodal), on utilise généralement la somme de la différence des carrés (SSD) comme critère de similarité au sens du maximum de vraisemblance.

$$SSD(T) = \|I - J \circ T\|^2 = \int_{\Omega_i} [I(\mathbf{x}) - J \circ T(\mathbf{x})]^2 dx$$

Dans le cas où la nature des images est différente (cas multimodal), ce critère de similarité doit tenir compte de la relation définissant cette différence. Il faut alors utiliser une fonction

$f$  reliant les deux cartes d'intensité que sont notre image  $I$  et la transformée de  $J$ ,  $J \circ T$ . Pour ce faire on peut utiliser le rapport de corrélation défini comme :

$$RC(T, f) = \frac{\|I - f(J \circ T)\|^2}{Var(I)}$$

Il est aussi possible d'utiliser l'information mutuelle basée sur l'entropie des images, où la formulation explicite de  $f$  n'intervient pas.

$$IM(I, J \circ T) = h(I) + h(J \circ T) - h(I, J \circ T)$$

avec

$$h(I) = - \sum_i p_I(i) \log p_I(i)$$

$$h(I, J) = - \sum_{i,j} p_{I, J \circ T}(i, j) \log p_{I, J \circ T}(i, j)$$

Dans [79, 84] Roche *et al.* définissent un critère de similarité spécifique au cas multimodal IRM/USi. En partant du constat que les images échographiques sont des images dites de gradient, car elles reflètent les changements d'impédance acoustique entre deux milieux, les auteurs augmentent le rapport de corrélation d'un terme de gradient. La fonction  $f$  est alors définie comme un polynôme du troisième ordre définissant la combinaison pondérée de l'image IRM et de son gradient afin que  $f(J \circ T, \|\nabla J \circ T\|)$  soit le plus proche possible de l'image US. Ils obtiennent de cette manière le rapport de corrélation bivarié :

$$RCB(T, f) = \frac{\|I - f(J \circ T, \|\nabla J \circ T\|)\|^2}{Var(I)}$$

Lors de la procédure d'optimisation, la première étape réalisée consiste à rechercher le polynôme reliant l'image US avec la pseudo image US simulée à partir de l'image IRM et de son gradient. Puis, par un procédure de minimisation de Powell, la transformation  $T$  minimisant le  $RCB$  est estimée (cf Fig.9). Cette procédure générale permet de réaliser le recalage et la simulation en même temps. Les tests effectués sur des données réelles soulignent la supériorité de cette mesure de similarité par rapport au  $RC$  et à l' $IM$  [84]. Le principale avantage de cette démarche est d'injecter une connaissance *a priori* sur la relation image US/IRM au sein même du critère de similarité. Ceci permet d'utiliser une procédure d'optimisation alternée sans aucun traitement supplémentaire des images. Cependant, l'implémentation de cette méthode par Brooks [8] montre certaines limites de celle-ci. Brooks souligne en particulier que l'interdépendance de  $f$  et de  $T$  dans la procédure d'optimisation conduit parfois à la détermination de transformations erronées, particulièrement lorsque que les images US présentent des artefacts (ombres, absence de structures présentent dans l'IRM). Cette étude du travail de Roche *et al.* semble donner des résultats mitigés. Dans [8], Brooks met en évidence que l'utilisation de cette technique en l'absence de système expert pour régulariser l'évaluation de  $f$  et  $T$  paraît difficile au vu des nombreux cas où l'algorithme a

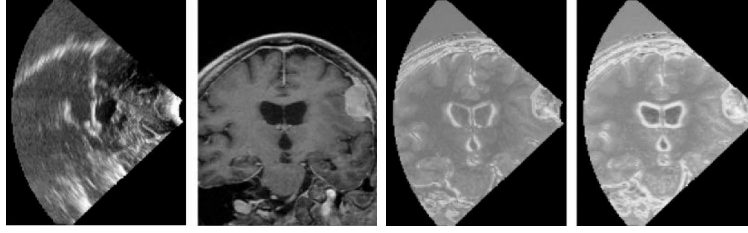


FIG. 9 – De gauche à droite l'image USi, la coupe correspondante de l'IRM préopératoire, la pseudo image US simulée (première étape d'optimisation: recherche de  $f$ ) et la pseudo image US simulée et recalée (deuxième étape d'optimisation: recherche de  $T$ ). Illustration tirée de [84].

mal convergé. Enfin, il souligne le fait qu'un polynôme d'ordre deux serait mieux adapté, mais que la détermination d'une fonction fixe, caractérisant le lien entre les IRM et les US, permettrait plus facilement d'éviter les mauvaises convergences de la procédure d'optimisation. Les coefficients du polynôme d'ordre deux pouvant être estimés par apprentissage de  $f$  sur un jeu de données recalées.

D'autres auteurs ont choisi d'utiliser des mesures de similarité plus classiques comme l'intercorrélation:

$$CC(T) = \langle I, J \circ T \rangle = \frac{\sum_i (I(i) - \bar{I})(J \circ T(i) - \overline{J \circ T})}{Var(I) \cdot Var(J \circ T)}$$

Cette mesure de similarité ne prenant pas en compte la différence de nature des images (cas multimodal), Arbel *et al.* [1] ont choisi de simuler une image US à partir des IRM avant la phase de recalage. La simulation de cette image pseudo US comporte plusieurs étapes. Dans un premier temps, la segmentation des structures cérébrales est effectuée sur les IRM à l'aide de l'algorithme ANIMAL [16] et la segmentation des structures pathologiques manuellement. Ensuite, uniquement les structures visibles en ultrasons sont conservées pour le calcul du gradient de l'image labellisée. Enfin, ce gradient est ajouté à l'image des labels visibles en ultrasons (cf Fig.10). Le recalage non-linéaire à l'aide de cette mesure de similarité par une

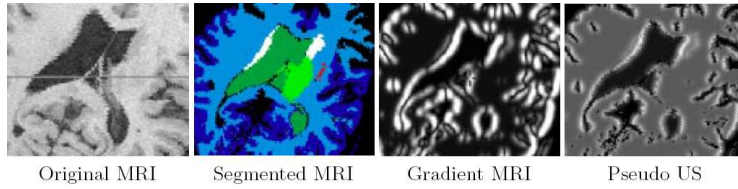


FIG. 10 – Images représentant les différentes étapes de simulation de l'image pseudo US à partir des IRM. Illustration tirée de [1].

procédure d'optimisation hiérarchique prend environ 30s; ce qui permet une utilisation en routines cliniques de cette démarche. Cependant, la validation de cette méthode n'a pas encore été réalisée et la création ad-hoc de l'image pseudo US ne prend en compte que l'aspect visuel de celle-ci, les caractéristiques intrinsèques de l'image ne reposant sur aucune modélisation de la formation des images ultrasonores.

Comme nous l'avons souligné en introduction de cette section, il est également possible d'utiliser des critère de similarité basé sur l'entropie des images. Dans [57], une comparaison entre deux démarches de recalage rigide basé sur l'information mutuelle normalisée (IMN) est effectuée. La *IMN* étant définie comme :

$$IMN(I, J \circ T) = \frac{h(I) + h(J \circ T)}{h(I, J \circ T)}$$

La première méthode est fondée sur l'hypothèse que la réduction du speckle dans les images USi peut augmenter la qualité du recalage. Letteboer *et al.* [57] effectue donc un prétraitement des images USi à l'aide de filtres de diffusion. La seconde se rapproche plus des deux démarches précédentes, car elle effectue le recalage sur une pyramide des images de gradient des deux modalités. Les résultats de cette comparaison mettent en évidence que la méthode hiérarchique basée sur le gradient donne de meilleurs résultats, avec un taux de recouvrement de la tumeur passant de 71.3% à 88.5%.

**2. Recalage monomodal USi/USi.** Lorsque que le recalage rigide avant ouverture de la dure-mère entre l'IRM et la première USi est réalisé, il reste à suivre l'évolution des déformations par l'acquisition d'images USi. Le recalage de ces images USi est généralement non rigide, car une fois la dure-mère ouverte le mouvement des structures cérébrales est important et de nature complexe.

Dans un premier temps, analysons l'étude comparative de deux types de recalage non rigide réalisée par Letteboer dans [57]. Le premier recalage, basé sur des transformations de type Free Form Deformation (FFD) utilisant des 'B-splines', est issu des travaux de Ruechert *et al.* [87] alors que le second utilise un algorithme de flot optique développé par Hellier *et al.* [47]. Les transformations de type FFD pénalisent les déformations non affines contrairement à la régularisation du flot optique utilisé, qui elle pénalise les déformations non rigides. En plus de cette comparaison au niveau des méthodes, Letteboer utilise différentes mesures de similarité, le *SSD*, le *CC* et l'*IMN* pour la FFD. Les résultats au niveau de la FFD indiquent que le choix du critère de similarité a peu d'influence sur la qualité du recalage. Letteboer choisit donc l'*IMN* car celle-ci ne fait pas d'hypothèse sur la conservation d'intensité des structures similaires entre deux acquisitions. L'analyse des résultats obtenue via les deux méthodes de recalage soulignent que celles-ci obtiennent des résultats similaires; environ 92% de recouvrement de la tumeur segmentée. Ce taux de recouvrement passe donc de 86% après recalage rigide à 92% à l'issue du recalage non rigide. La seule différence significative mise en valeur par cette étude est le temps de résolution de ces deux méthodes. Environ 15min pour le flot optique contre plus de 110min pour la FFD. L'auteur rappelle néanmoins que ces deux démarches restent encore trop lentes pour une application clinique.

Pennec *et al.* [79] comparent également deux critères de similarité via une méthode de recalage basée sur l'algorithme des "Démon" que nous détaillerons dans le chapitre suivant. Ceux-ci partent du constat que même si le speckle des images USi est persistant, et donc peut être considéré comme de l'information utile, il est préférable d'utiliser un critère de similarité locale (insensible au gradient d'intensité) favorisant les correspondances entre les hautes intensités (contours dans les images échographiques). Ils définissent donc comme critère de similarité la somme des coefficients de corrélations locaux:

$$CCL(T) = \int \rho(I, T \circ J)(x).dx = \int \frac{COV(I, T \circ J)}{\sqrt{Var(I).Var(T \circ J)}}$$

Ce critère prend en compte le biais d'intensité des images échographiques dû à l'atténuation des ondes en profondeur, mais également les caractéristiques de type gradient de ces images. Néanmoins, contrairement au *SSD* le *CCL* n'est pas linéarisable. Les premiers résultats comparant le *SSD* et le *CCL* ne montrent cependant pas d'améliorations significatives de la qualité du recalage. Néanmoins, les auteurs pensent que ce critère est plus adapté au suivi des déformations cérébrales en situation clinique, car il doit théoriquement être plus robuste que le *SSD*.

Dans le cadre de la compensation du "brain shift" par recalage d'image, il est également possible d'estimer la déformation  $T$  en passant par un formulation probabiliste. Par exemple Kokkinidis *et al.* [54, 95] construisent un algorithme de 'block matching' à l'aide d'une formulation bayésienne afin d'apporter une connaissance *a priori* sur la nature du bruit au sein des images échographiques. Après avoir découpé  $I$  en bloc, le bloc correspondant dans  $J$  est recherché au sens du maximum de vraisemblance sous l'hypothèse d'une dégradation du signal par un bruit de Rayleigh. Le problème revient donc à estimer le champ de vecteur de déplacement  $\hat{v}_{ML}$  en maximisant pour chaque bloc  $i$  de  $I$  sa correspondance avec le bloc  $J_i$ . D'où

$$\max_v P(I, J|v) \text{ pour } v = \hat{v}_{ML}$$

Cette probabilité est ramenée au niveau du bloc dans l'optique de pouvoir écrire:

$$\prod_i \{\max_{v_i} [f_{I_i}(I_i|J_i, v_i)]\}$$

$f$  est ici la densité conditionnelle apportant la connaissance *a priori* sur la nature de la relation entre  $I_i$  et  $J_i$  afin d'estimer  $v_i$ , elle représente donc la fonction de densité d'un variable aléatoire suivant une loi de Rayleigh. Cette formulation bayésienne permet d'augmenter la performance d'un algorithme de 'block matching' de plus de 0.5dB au niveau du rapport signal sur bruit.

Enfin, soulignons la possibilité d'utiliser les caractéristiques de texture des images échographiques dans la formulation du critère de similarité. Dans [85], Rousseau *et al.* utilisent un banc de filtre de Gabor afin d'extraire en chaque voxel des caractéristiques de texture, considérées comme une densité de probabilité. Le critère de similarité doit donc être un calcul de distance entre ces différentes densités de probabilité, traduisant les propriétés locales de l'image



du point de vue texture. La distance utilisée par Rousseau *et al.* [85] est le coefficient de Bhattacharyya qui permet d'évaluer la distance entre deux distributions probabilistes. Ce critère est utilisé pour effectuer un recalage affine au sein d'un schéma hiérarchique. Pour l'instant, cette étude n'est qu'à un stade d'évaluation préliminaire.

**Méthodes utilisant des IRMi.** Afin d'analyser les caractéristiques du "brain shift" sur l'ensemble du volume cérébral, Hartkens *et al.* [41, 40] utilisent un algorithme de recalage non-rigide basé sur des B-splines (FFD) avec pour mesure de similarité l'information mutuelle normalisée. Une fois le champ de vecteurs de déplacement  $D$  estimé, une mesure de variation de volume des tissus est possible *via* l'analyse du déterminant de la matrice du Jacobien du champ de déformation. Hartkens *et al.* établissent ainsi une cartographie des déplacements et des pertes de volume arrivant au cours du "brain shift".

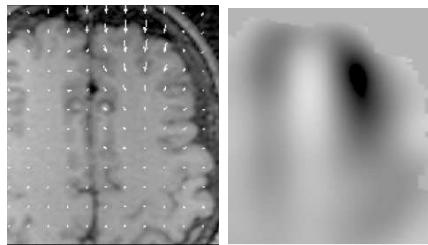


FIG. 11 – Cartographie des déplacements et variations de volume du cerveau au cours du "brain shift". Illustration tirée de [40].

Hastreiter *et al.* [42] utilisent également l'IMN au sein d'un modèle hiérarchique à grille adaptative. Afin de gagner du temps de calcul, le type de déformations utilisées est une transformation linéaire par morceaux et non des B-splines. Ceci permet d'accéder aux possibilités d'interpolation matérielle des nouvelles cartes graphiques *via* la librairie *OpenGL*. Il est néanmoins nécessaire d'adapter ces possibilités d'interpolation créées pour le jeux vidéo au problème précis du recalage. L'interpolation trilinéaire désirée va donc être approchée par une interpolation barycentrique guidée par 4 triangles, le triangle étant la structure de base de la représentation d'objet au sein des cartes vidéo. Le temps calcul lors de l'utilisation de ces capacités hardware est 500 fois plus court que lorsque l'on passe par une résolution logiciel (software). Cette étude permet de mettre en évidence que l'utilisation des fonctionnalités offertes par les nouvelles générations de cartes graphiques peut être une voie très intéressante dans la perspective d'un recalage quasi-temps réel. Les résultats de cette étude évaluent le déplacement maximal de la surface corticale à 17.4 mm et celui des tumeurs profondes de l'ordre de 7.9 à 30.9 mm. D'autres études étudient l'impact de ce type d'interpolation sur la qualité finale du recalage. Levin *et al.* [60] montrent que la similitude d'un point de vue entropique entre un recalage utilisant une interpolation logiciel et un autre une interpolation matérielle est de 99% pour une exécution de 7 à 65 fois plus rapide.

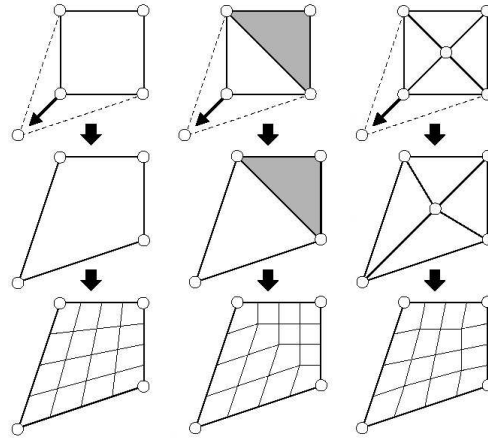


FIG. 12 – L’approximation d’une interpolation trilinéaire lors d’une interpolation hardware passe par l’ajout d’un vertex central créant ainsi 2 triangles de plus. A gauche, l’interpolation trilinéaire désirée. Au centre, l’interpolation barycentrique effectuée par la carte graphique. A droite, la technique d’amélioration de l’interpolation barycentrique hardware. Illustration tirée de [42].

Enfin, dans [90, 15] les auteurs utilisent un modèle biomécanique comme fonction de régularisation d’un algorithme de recalage non rigide par “block matching” (mise en correspondance de sous ensembles de l’image) basé sur le coefficient de corrélation. L’avantage est d’utiliser un algorithme rapide tout en évitant les déplacements aberrants grâce à l’introduction de connaissances *a-priori* via les caractéristiques du modèle biomécanique. Cette technique permet donc une meilleure régularisation des déplacements ainsi que l’estimation de déformations plus réalistes. De plus, le fait d’utiliser le modèle biomécanique comme fonction de régularisation et non de le guider par des surfaces ou volumes issus d’images intraopératoires enlève le problème de la précision de la segmentation des structures. Cependant, comme toute démarche utilisant un modèle biomécanique cette approche est coûteuse en temps de calcul. Afin d’obtenir un recalage en moins d’une minute les auteurs ont utilisé un cluster de 14 PCs Pentium IV à 2Ghz.

### 3.2.2 Méthodes basées sur les contours et surfaces

Au sein de la problématique du recalage d’images pré et peropératoires, il est possible d’effectuer un recalage non rigide, non pas en se basant sur l’intensité des voxels, mais en mettant en correspondance des points, courbes ou surfaces homologues entre les deux volumes images. Pour ce type de démarche les critères de similarité ne sont pas les mêmes que précédemment car ici il faut avoir une approche géométrique du problème. Le concept

probablement le plus populaire est l'algorithme itératif du point le plus proche (Iterative Closest Point). L'ICP est un algorithme qui minimise la distance entre les représentations géométriques des deux images au sens des moindres carrés. Utilisé à l'origine pour des transformations rigides, celui-ci est maintenant adapté au cas non rigide [2]. Les critères de similarité peuvent également travailler directement sur des objets géométriques de dimension plus élevée que le point. Il est par exemple possible d'utiliser des courbes ce qui permet une représentation plus compacte du problème et donc de réduire le temps de calcul. La méthode des lignes de crête (Crest Lines) peut alors être utilisée. Enfin, lorsque les objets à mettre en correspondance sont des surfaces, la démarche adoptée est celle des modèles déformables. Une synthèse de ces techniques est réalisée par Audette *et al.* dans [2].

**Méthodes utilisant des USi.** Comme nous l'avons déjà décrit dans le paragraphe sur la mesure du "brain shift" par ultrason, Comeau *et al.* [19] appuient leur démarche sur la mise en correspondance manuelle du système ventriculaire et vasculaire du cerveau. Après une identification de points (coupe de vaisseaux) et délimitation du système ventriculaire sur l'image USi et la coupe co-planaire à celle-ci dans le volume IRM, un champ de déformation est calculé. Cette déformation initiale est propagée par interpolation linéaire au reste de l'image via une grille de noeuds. Dans un premier temps, pour chaque vecteur de déplacement initial, ils localisent et déplacent le noeud de la grille le plus proche. Ensuite, pour chaque noeud déplacé, ils identifient le voisinage de celui-ci. Enfin, les auteurs appliquent à chaque noeud non modifié le déplacement moyen des mouvements de l'ensemble de son voisinage.

Des techniques plus élaborées, comme celle développée par Gobbi *al.* [33, 31, 34], utilisent des ultrasons 3D de type main libre afin d'appliquer les déformations à l'ensemble du volume préopératoire. Après reconstruction du volume USi à partir des différentes coupes acquises et de la position de la sonde dans la salle d'opération, Gobbi *et al.* identifient manuellement des points particuliers entre les deux modalités d'imagerie. Ils effectuent ensuite un recalage non linéaire par approximation de 'Thin-plate splines' demandant environ 0.5s, ce qui permet une utilisation temps réel de cette démarche. Actuellement la validation de cette démarche est uniquement basée sur des résultats issus d'acquisitions de fantôme.

A l'instar des techniques basées sur l'intensité des voxels, l'approche contour peut également être ramenée dans un cadre bayésien. Les travaux de King *et al.* [53, 52] posent le problème du recalage comme la remise à jour de la position des points de contour  $B_i$  d'une surface segmentée dans l'IRM préopératoire via des images USi. La formulation bayésienne leur permet d'ajouter de la connaissance *a priori* au niveau de la direction de la déformation mais également de son ampleur grâce à la connaissance de mesures empiriques. Le problème se ramène donc à

$$P(v_i|J) \propto P(J|v_i)P(v_i)$$

où  $P(v_i|J)$  est la probabilité pour que la nouvelle position de  $B_i$  soit  $B'_i = B_i + v_i$  sachant  $J$  l'image USi. Celle-ci est proportionnelle au terme de vraisemblance  $P(J|v_i)$  et du terme d'*a priori*  $P(v_i)$ . Le terme de vraisemblance est la probabilité de trouver une intensité particulière dans l'image USi sachant le déplacement  $v_i$ . Il peut donc être exprimé comme une fonction de l'image USi,  $f_{USi}$  reliant la position réelle des points de contour aux intensités

de l'image. Les auteurs définissent cette fonction à l'aide de l'image USi 3D et de son gradient:

$$P(J|v_i) = k f_{USi} + (1 - k) \|\nabla f_{USi}\|$$

k définissant la proportion à prendre entre l'image USi et son gradient, la valeur de celui-ci peut être vu comme un premier apport d'a priori au sein du modèle.  $P(v_i)$  quant à lui sert à intégrer dans le modèle des connaissances sur la nature du mouvement des structures. Ce terme permet donc de modéliser l'influence de la direction de la gravité, la position de la scène chirurgicale (craniotomie) ainsi que l'ampleur du mouvement en fonction de la position de la structure par rapport à la craniotomie. Ils définissent ainsi la connaissance *a priori* que les structures profondes bougent moins que celles en surface.

$$P(v_i) = F_{prior}(g, B_i, B'_i, p_{cr}, d_{cr})$$

où  $p_{cr}$  est la position de la craniotomie et  $d_{cr}$  la distance de la structure étudiée par rapport à celle-ci. Par exemple pour les structures de surfaces ( $d_{cr}$  petit) le modèle autorisera un fort mouvement de l'ordre du "brain shift" observé empiriquement. Inversement, le mouvement des structures profondes sera contraint vers un déplacement de plus courte distance. Dans [52] les auteurs définissent leur démarche dans un cadre multirésolution afin d'accélérer le processus et d'éviter les mauvaises convergences.

Enfin, il est important de souligner l'émergence de travaux basés sur l'utilisation de l'imagerie Doppler. Reinertsen *et al.* [82] utilisent l'algorithme de recalage non rigide ANIMAL [16] pour recaler des vaisseaux cérébraux. Ces vaisseaux sont segmentés à partir des images angiographiques par résonance magnétique préopératoires (ARM) et des images ultrasonores Doppler intraopératoires. Le recalage est réalisé à partir des images originales et de carte de distance calculées sur les images segmentées par distance de Chamfer. Au stade d'étude préliminaire sur fantôme, cette démarche semble prometteuse notamment lorsque le volume scanné USi est peu important.

### 3.2.3 Conclusion

Dans cette partie, nous avons exposé les différentes techniques de recalage avec imagerie intraopératoire développées pour compenser le phénomène de "brain shift". Nous avons vu que la démarche adoptée varie suivant la nature des amers à mettre en correspondance.

Les approches basées intensité fonctionnent en deux étapes avec un recalage rigide multimodal avant ouverture de la dure-mère puis un recalage non rigide monomodal après ouverture de celle-ci. Bien que la première étape de cette démarche est théoriquement réalisée par le système de neuronavigation, les auteurs préfèrent généralement affiner ce premier recalage par un recalage rigide plus robuste. Les modalités d'imagerie utilisées dans ce cas de figure sont l'échographie ou l'IRM intraopératoires. L'échographie a l'inconvénient de fournir des images avec un rapport signal sur bruit assez faible et nécessite de passer par une phase de recalage multimodale plus difficile à mettre en place. Cependant, l'utilisation des ultrasons est peu onéreuse et temps réel.

L'autre possibilité est d'effectuer un recalage non rigide d'amers de type contours ou surfaces. Dans ce cas, il est nécessaire d'effectuer une étape de segmentation préopératoire et intraopératoire pouvant être source d'erreurs. Cette phase de segmentation est souvent semi-manuelle car difficilement automatisable, contrairement au recalage basé intensité. Néanmoins, ce type de démarche s'avère plus rapide que la recalage dense.

En résumé, les avantages des démarches basées intensité sont: l'aspect automatique et l'estimation du champ de deformation sur l'ensemble l'image. Ce type d'estimation permet d'éviter l'étape de segmentation, mais également de prendre en compte l'information issue de structures non discernables sur l'image. Les inconvénients sont: la non garantie de la superposition des structures anatomiques, l'impossibilité d'influencer manuellement le résultat du recalage et le coût calculatoire plus élevé que pour les techniques basées contours et surfaces. De l'autre coté les avantages des méthodes géométriques sont la possibilité de forcer la superposition exacte des structures anatomiques et de pouvoir injecter de la connaissance *a priori* lors de la détection manuelle ou semi manuelle des amers. En contre partie, ce second type d'approche nécessite une étape de segmentation dont la précision du recalage dépend, et qui est souvent source d'erreurs. De plus, la transformation appliquée à l'image est uniquement basée sur le recalage des amers géométriques et non sur la totalité de l'information contenue dans l'image. Enfin, la détection manuelle ou semi-manuelle des structures anatomiques engendre une part de subjectivité et une consommation de temps [39].

La compensation automatique du phénomène de "brain shift" via une modalité d'imagerie intraopératoire apparaît donc difficile sous la contrainte temps réel ou du moins en un temps cliniquement acceptable. Au vu de cet état de l'art deux solutions paraissent envisageables. La première est d'accélérer le recalage iconique en utilisant les capacités matérielles des nouvelles cartes graphiques. La seconde est d'automatiser l'étape de segmentation des images intraopératoires lors du recalage de courbes ou surfaces.

## 4 Validation des techniques de recalage

Comme nous l'avons vu dans les chapitres sur la mesure et la compensation du 'brainshit', la quantification de l'erreur commise lors d'un recalage est un problème en soi. D'une part, la démarche adoptée peut différer :

- utilisation d'un fantôme avec ou sans déformations [19, 79],
- utilisation d'images intraopératoires IRM/CT/Vidéo comme vérité terrain [24, 69, 62],
- utilisation du pointeur du système de neuronavigation pour déterminer les coordonnées réelles de marqueurs particuliers.

D'autre part, les mesures d'erreur utilisées peuvent être de natures différentes :

- localisation de marqueurs particuliers [62, 19],
- comparaison avec une transformation référence (Gold Standard) [89],
- taux de recouvrement de structures segmentées [59, 58],
- estimation du volume d'une structure connue [78, 6],
- cohérence de la composition de transformations [79].

Toutes ces mesures visent à quantifier l'erreur réalisée en chaque point  $r$ , entre la transformation calculée  $T$  et la transformation réelle  $T_v$ . Cette erreur est appelée Target Registration erreur (TRE) [30]:

$$TRE(r) = |T(r) - T_v(r)|$$

La connaissance de la transformation réelle nécessitant une "vérité terrain" rarement disponible, la TRE est une mesure difficilement calculable que l'on substitue généralement par une moyenne ou un maximum. Les démarches adoptées ayant été décrites dans les chapitres précédents, nous nous concentrerons ici sur les différents types de mesure utilisés pour estimer ou rendre compte de la TRE.

### 4.1 Recalage rigide

#### 4.1.1 Mise en correspondance de points

Lors d'un recalage rigide basé sur la mise en correspondance de points particuliers (par exemple des marqueurs collés sur la peau du patient), le principe est de minimiser la distance entre les deux jeux de points  $\phi_i$  et  $\phi'_i$ . La distance utilisée est généralement la FRE [30] (Fiducial Registration Error) :

$$FRE^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \|\hat{\phi}'_i - \hat{\phi}_i\|^2$$

où  $\hat{\phi}_i = \phi_i - \bar{\phi}$  et  $\hat{\phi}'_i = \phi'_i - \bar{\phi}'$ , avec  $n$  le nombre de point pris en compte. La valeur résiduelle de la minimisation de FRE représente donc l'erreur moyenne de recalage commise sur les points utilisés pour déterminer la transformation. Cette FRE dépend du nombre de point  $n$

et de la Fiducial Localization Error (FLE) qui traduit l'imprécision sur la localisation des marqueurs au sein de l'image. La relation liant ces deux types d'erreur est définie par :

$$\langle FRE^2 \rangle = \left(1 - \frac{2}{n}\right) \langle FLE^2 \rangle$$

où  $\langle . \rangle$  représente l'espérance mathématique définie comme  $\langle FLE^2 \rangle = \langle FLE_1^2 \rangle + \langle FLE_2^2 \rangle + \dots$  (cf Fig. 13). L'inconvénient majeur de la FRE est qu'elle indique l'erreur

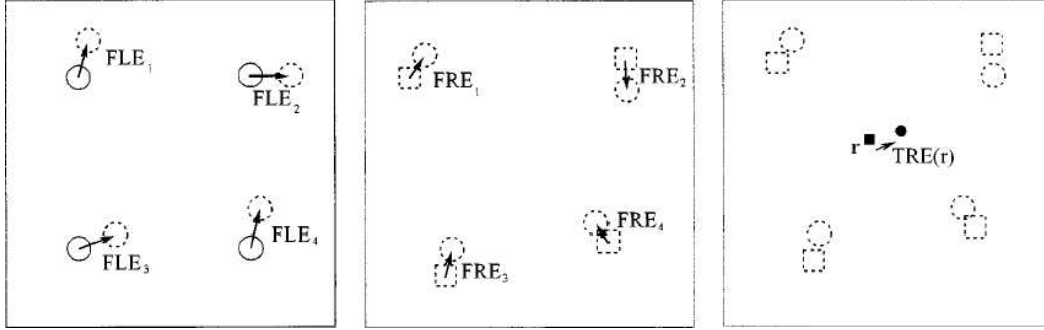


FIG. 13 – A gauche : illustration de la Fiducial Localization Error traduisant l'erreur de localisation des marqueurs utilisés pour le recalage. Les cercles en traits pleins représentent la position réelle des marqueurs et les cercles en pointillés la position mesurée. Au centre : schématisation de la Fiducial Registration Error incarnant la distance entre les marqueurs après recalage au sein des deux volumes image. A droite : représentation de la Target Registration Error. La TRE donne accès à la distribution spatiale de l'erreur commise. Illustration tirée de [30].

moyenne commise au niveau des points utilisés pour le recalage, alors que ceux-ci ne sont pas toujours dans des régions d'intérêt. Il est donc plus intéressant de calculer la TRE qui donne une estimation de l'erreur en n'importe quel point  $r$  de l'image. Dans le cadre du recalage rigide d'amers de type point, le calcul de la TRE a été défini par Fitzpatrick *et al.* [30, 29] comme étant égale à :

$$\langle TRE^2(r) \rangle = \frac{\langle FLE^2 \rangle}{n} \left(1 + \frac{1}{3} \sum_{k=1}^3 \frac{d_k^2}{f_k^2}\right)$$

avec  $r$  la position spatiale où est estimée la TRE,  $k$  représentant les axes x,y ou z du volume image,  $f_k$  la distance RMS des points par rapport à l'axe  $k$  et  $d_k$  la distance entre  $r$  et l'axe  $k$ . La TRE permet donc de connaître l'imprécision réalisée sur des cibles différentes des points utilisés lors du recalage. Contrairement à la FRE qui est un indicateur peu pertinent de l'erreur commise, la TRE permet de connaître en chaque point l'imprécision du recalage réalisé. Cette mesure est donc de plus en plus utilisée dans la validation d'algorithmes de recalage.

#### 4.1.2 Comparaison avec un algorithme référence

Dans le cas d'un recalage rigide non basé sur la mise en correspondance de points, donc où la FRE n'est pas connue, il faut trouver une alternative au calcul de la TRE énoncé précédemment. En général la démarche adoptée est de comparer le recalage résultant de l'algorithme étudié avec la transformation estimée *via* un algorithme référent (Gold Standard) [49]. Cette alternative est intéressante lorsque l'algorithme référent existe et qu'il est applicable au type d'images utilisé. Dans le cadre de l'étude du recalage inter-modalité, les auteurs utilisent généralement la position de marqueurs invasifs afin de déterminer la transformation référence. Les marqueurs sont ensuite enlevés de l'image avant d'effectuer le recalage étudié. Les jeux de données ainsi construits sont très utiles car la TRE y est connue. Dans le cas de recalage non rigide cette démarche n'est pas satisfaisante car la TRE calculée sur ces jeux de données est valable uniquement dans le contexte d'une transformation rigide.

### 4.2 Recalage non rigide

La formulation de la TRE définie par Fitzpatrick *et al.* [30] étant basée sur l'hypothèse d'un transformation rigide, l'étape de validation d'un algorithme dans le context non rigide utilise d'autres indicateurs pour rendre compte de l'erreur commise. Ces méthodes peuvent également être utilisées pour déterminer la précision d'un recalage rigide.

#### 4.2.1 Cohérence de la composition de transformations

L'une des méthodes développée pour mesurer la précision d'un algorithme de recalage non rigide, est le recalage successif d'un jeu d'images du même objet ou sujet. Cette démarche permet de s'affranchir de la détermination d'une transformation de référence (Gold Standard), ce qui est particulièrement intéressant dans le cas des images US où les marqueurs externes n'apparaissent pas.

Le principe de la validation par recalage successif est de réaliser des recalages en boucle, ce qui conduit théoriquement à une convergence vers la transformation identité  $T_I$ . Par exemple, si trois images  $t_1, t_2$  et  $t_3$  d'un même sujet sont disponibles, alors la réalisation des transformations en boucle, sous hypothèse d'un algorithme parfait, doit conduire à la transformation identité :

$$T_I = T_{t_1 \rightarrow t_2} T_{t_2 \rightarrow t_3} T_{t_3 \rightarrow t_1}$$

Cette formulation est correcte uniquement dans le cas où les erreurs de chaque transformation sont décorréliées. Comme la majorité des algorithme ne conduit pas à la transformation identité, il est possible de calculer l'erreur du recalage à partir de la transformation résiduelle [49].

#### 4.2.2 Taux de recouvrement

Pour déterminer la pertinence d'un algorithme de recalage, certains auteurs utilisent l'évaluation du taux de recouvrement de structures anatomiques ou pathologiques. Letteboer



*et al.* [59, 58] utilisent les tumeurs cérébrales comme structure de référence. Après segmentation manuelle de la tumeur dans les images pré et peropératoires, les auteurs comparent le taux de recouvrement de cette structure avant et après recalage. Le taux de recouvrement étant défini comme :

$$O_{overlap} = 2 \cdot \frac{V_1 \cap V_2}{V_1 + V_2}$$

où  $V_1$  est le volume de la tumeur dans l'image IRM et  $V_2$  le volume dans l'image USi. Les inconvénients principaux de cette démarche résident dans l'imprécision de la segmentation, notamment pour les USi, et sur la focalisation de l'analyse sur une région d'intérêt (ROI) particulière. La précision du recalage est donc estimée uniquement au sein de cette ROI. Néanmoins, dans le cas particulier de la compensation du "brain shift" avec présence de tumeur, cette ROI coïncide avec la zone d'intérêt du neurochirurgien. Une augmentation significative du taux de recouvrement de la tumeur après recalage traduit une amélioration de la représentation de la scène chirurgicale.

### 4.3 Conclusion

Comme nous avons pu le voir dans cette partie, la validation d'un algorithme de recalage n'est pas chose aisée. De nombreuses démarches existent, nous nous sommes donc attaché à décrire les plus utilisées. La disponibilité d'une vérité terrain est souvent l'élément qui fait défaut, on la remplace donc par des mesures statistiques ou une image d'une autre modalité que l'on utilisera comme telle. Néanmoins, dans de nombreux cas la confirmation visuelle du résultat reste la technique utilisée. Ainsi, à l'aide de palette de couleur et d'images de différence, les recalages sont qualifiés de "correct" ou "mauvais". La sensibilité de l'observateur aux erreurs de recalage a été estimée à des déplacements supérieurs à 0.2mm [63]. L'œil humain est donc capable de détecter la majorité des erreurs de recalage visibles à la résolution de l'image utilisée. Dans le cas du recalage rigide, la qualité du jugement visuel a été étudié en détails par Fitzpatrick *et al.* dans [28]. En ce qui concerne l'établissement d'une transformation de référence (Gold Standard), nous avons décrit comment celle-ci pouvait être obtenue à l'aide de marqueurs externes ou invasifs pour des transformations rigides. Dans le cas non rigide, de nouvelles approches ont récemment été développées notamment à l'aide d'éléments finis. Schnabel *et al.* [89] construisent à partir de l'anatomie de différents patients, des jeux d'images déformés de manière physiquement plausible à l'aide de modèles biomécaniques. Ainsi, il est possible de déterminer la précision qu'un algorithme aura face à des transformations *in-vivo* car la déformation est parfaitement connue. Enfin, il nous faut souligner la possibilité d'estimer la transformation référence (Gold Standard) par la moyenne de transformations issues de  $m$  différentes méthodes (Bronze Standard). Le biais introduit par chaque méthode devient alors une variable aléatoire que l'on estime être centrée sur zéro [79].

## 5 Conclusion

A travers ce document, nous avons proposé un état de l'art des différentes techniques de mesure et de compensation du "brain shift" existantes. Cette étude a mis en évidence les caractéristiques physiques du "brain shift" mais également les difficultés rencontrées pour le compenser.

Dans un premier temps, l'analyse sur l'amplitude et la direction du mouvement des structures cérébrales a permis de souligner plusieurs caractéristiques de ce phénomène. En ce qui concerne son amplitude, celle-ci peut atteindre un maximum de 25mm [21, 22, 74] en surface, ce qui est largement supérieur à la précision du système de neuronavigation (1 à 2mm). Quant à sa direction, contrairement à la majorité des hypothèses formulées au sein des modélisations biomécaniques, elle ne suit pas nécessairement celle de la gravité [40]. Cette section a également été l'occasion d'introduire les modalités d'imagerie utilisées pour étudier ce phénomène: Images par Résonance Magnétique intraopératoires (IRMi), images UltraSonores intraopératoires (USi), Vision Stéréo, Digitaliser 3D. Lorsque que l'acquisition d'IRMi n'est pas disponible, la vision stéréo est généralement utilisée pour suivre les mouvements de surface et les ultrasons servent à l'analyse des couches profondes. Les études menées sur la précision de ces deux modalités ont montré que celle-ci était supérieur au phénomène étudié. L'imagerie par résonance intraopératoire fournit des informations beaucoup plus complètes, mais son prix la rend pour l'instant inaccessible à la grande majorité des établissements hospitaliers.

Ensuite, l'étude des méthodes de compensation du "brain shift" a mis en évidence les principales difficultés soulevées par ce problème. Au sein des modélisations biomécaniques, la difficulté vient de la complexité du phénomène étudié. Ainsi, les forces mises en jeux et les caractéristiques mécaniques des matériaux simulés restent des paramètres difficiles à estimer. Cette difficulté a donc conduit les chercheurs à utiliser des images intraopératoires afin de guider leur modèle et ainsi réduire les degrés de liberté [4, 25, 24, 66, 71, 83, 94, 91, 93, 101]. Le principal inconvénient de cette approche reste son coût calculatoire encore beaucoup trop élevé pour être utilisée au cours de l'opération. La deuxième solution consiste à effectuer un recalage non rigide entre des images intraopératoires et les examens préopératoires [19, 31, 53, 58, 79, 84]. La difficulté devient alors la prise en charge de la disparition de matière au cours de l'opération mais également l'acquisition de suffisamment d'information pour réaliser ce recalage. L'utilisation conjointe de l'imagerie stéréo pour la surface corticale et des ultrasons pour les structures profondes semble être une solution intéressante. Il est également important, même si cela est moins prononcé que pour la modélisation biomécanique, de réaliser une implémentation optimisée de la procédure. Les dernières études sur l'utilisation des nouvelles générations de carte graphique afin d'accélérer le processus donnent des temps de réalisation prometteurs [42, 60].

Enfin, lors de l'étude des méthodes de validation des techniques de recalage, l'estimation de l'erreur commise est apparue comme un problème compliqué. En effet, la difficulté d'obtenir une "vérité terrain" ou un algorithme référence conduit généralement les auteurs à utiliser des méthodes parallèles comme la taux de recouvrement ou le recalage successif.

La validation visuelle apparaît encore être une alternative intéressante même si celle-ci est assujettie à la subjectivité de l'observateur.

## Références

- [1] T. Arbel, X. Morandi, M. Comeau, and D. L. Collins. Automatic non-linear mri-ultrasound registration for the correction of intra-operative brain deformations. In W.J. Niessen and M.A. Viergever, editors, *4th International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention, MICCAI'2001*, volume 2208, pages 913–922, Utrecht, The Netherlands, October 14-17, 2001. Springer.
- [2] M. A. Audette, F. Ferrie, and T. Peters. An algorithmic overview of surface registration techniques for medical imaging. *Medical Image Analysis*, 4(3):201–217, 2000.
- [3] M. A. Audette, K. Siddiqi, F. P. Ferrie, and T. M. Peters. An integrated range-sensing, segmentation and registration framework for the characterization of intra-surgical brain deformations in image-guided surgery. *Comput. Vis. Image Underst.*, 89(2-3):226–251, 2003.
- [4] M. A. Audette, K. Siddiqi, and T. M. Peters. Level-set surface segmentation and fast cortical range image tracking for computing intrasurgical deformations. In *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention - MICCAI'99, Second International Conference, Cambridge, UK, September 19-22*, pages 788–797, 1999.
- [5] C. Barillot. *Fusion de données et imagerie 3D en médecine*. Université de Rennes I, IRISA, Habilitation à diriger des recherches, Septembre 1999.
- [6] C. D. Barry, C. P. Allott, N. W. John, P. M. Mellor, P. A. Arundel, D. S. Thomson, and J. C. Waterton. Three dimensional freehand ultrasound: image reconstruction and volume analysis. *Ultrasound in medicine and biology*, 23(8):1209–1224, 1997.
- [7] M. Bro-Nielsen and C. Gramkow. Fast fluid registration of medical images. In *Proceedings of the 4th International Conference on Visualization in Biomedical Computing*, Lecture Notes in Computer Science, pages 267–276. Springer-Verlag, 1996.
- [8] R. Brooks. Simulation and matching of ultrasound with MRI. Technical Report 110247534, McGill Centre, 2003.
- [9] R. D. Bucholz, D. D. Yeh, J. Trobaugh, L. L. McDurmont, C. D. Strum, C. Baumann, J. M. Henderson, A. Levy, and P. Kessman. The correction of stereotactic inaccuracy caused by brain shift using an intraoperative ultrasound device. In *Proceedings of the 1st Joint conference on CVRMed and MRCAS*, pages 459–466, 1997.
- [10] A. D. Castellano-Smith, T. Hartkens, J. A. Schnabel, D. R. Hose, H. Liu, W. A. Hall, C. L. Truwit, D. J. Hawkes, and D. L. Hill. Registration-based mesh construction technique for finite-element models of brains. In *Proc. SPIE Vol. 4684, p. 538-549, Medical Imaging 2002: Image Processing, Milan Sonka; J. Michael Fitzpatrick; Eds.*, pages 538–549, May 2002.
- [11] A. D. Castellano-Smith, T. Hartkens, J. A. Schnabel, D. R. Hose, H. Liu, W. A. Hall, C. L. Truwit, D. J. Hawkes, and D. L. G. Hill. Constructing patient specific models

- for correcting intraoperative brain deformation. In *4th International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention, MICCAI'2001*, pages 1091–1098, 2001.
- [12] G. E. Christensen. *Deformable shape models for anatomy*. PhD thesis, Washington University, August 1994.
  - [13] G. E. Christensen and H. J. Johnson. Consistent image registration. *IEEE Trans. Med. Imaging*, 20(7):568–582, 2001.
  - [14] G. E. Christensen, R. Rabbit, and M. Miller. Deformable templates using large deformation kinematics. *IEEE Trans. Image Process.*, 18:875–884, 1996.
  - [15] O. Clatz, H. Delingette, I. F. Talos, A. Golby, N. Ayache, R. Kikinis, F. Jolesz, and S. Warfield. Robust nonrigid registration to capture brain shift from intraoperative MRI. In *5th Interventional MRI Symposium*, Cambridge, MA. USA, October 2004.
  - [16] D. L. Collins and A. C. Evans. Animal: validation and applications of non\*linear registration-based segmentation. *International Journal and Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 11:1271–1294, 1997.
  - [17] D. L. Collins, G. Le Goualher, R. Venugopal, A. Caramanos, A. C. Evans, and C. Barillot. Cortical constraints for non-linear cortical registration. In *Visualization in Biomedical Computing, 4th International Conference, VBC '96, Hamburg, Germany, September 22-25, 1996, Proceedings*, pages 307–316, 1996.
  - [18] L. Collins, G. Le Goualher, and A. Evans. Non linear cerebral registration with sulcal constraints. In A. Colschester W.M. Wells and S. Delp, editors, *1st International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention, MICCAI'98*, volume 1496, pages 974–984. lncs, 1998.
  - [19] R. M. Comeau, A. F. Sadikot, A. Fenster, and T. M. Peters. Intraoperative ultrasound for guidance and tissue shift correction in image-guided neurosurgery. *Medical Physics*, 27:787–800, 2000.
  - [20] C. Davatzikos, D. Shen, M. Ashraf, and S. K. Kyriacou. A framework for predictive modeling of anatomical deformation. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 20(8):836–843, 2001.
  - [21] N. L. Dorward, O. Alberti, B. Velani, F. A. Gerritsen, W. F. J. Harkness, N. D. Kitchen, and D. G. T. Thomas. Postimaging brain distortion: magnitude, correlates, and impact on neuronavigation. *J. of Neurosurgery*, 88:656–662, 1998.
  - [22] N. L. Dorward, O. Alberti, B. Velani, F. A. Gerritsen, W.F.J. Harkness, N.D.Kitchen, and DGT Thomas. Postimaging brain distortion: magnitude correlates and impact on neuronavigation. *Neurosurgical Focus*, 6(3), 1999.
  - [23] O. Ecabert, T. Butz, A. Nabavi, and J. Thiran. Brain shift correction based on a boundary element biomechanical model with different material properties. In *6th International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention, MICCAI'2003*, Lecture Notes in Computer Science, pages 41–49. Springer, 2003.

- [24] M. Ferrant, A. Nabavi, and al. Serial registration of intraoperative MR images of the brain. *Medical Image Analysis*, 6:337–359, 2002.
- [25] M. Ferrant, A. Nabavi, B. Macq, F. A. Jolesz, R. Kikinis, and S. K. Warfield. Registration of 3-D intraoperative MR images of the brain using a finite-element biomechanical model. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 20(12):1384–1397, 2001.
- [26] M. Ferrant, S. Warfield, A. Nabavi, F. Kikinis, and R. Jolesz. Registration of 3-D intraoperative MR images of the brain using a finite-element biomechanical model. In *3rd International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention, MICCAI'2000*, Lecture Notes in Computer Science, pages 19–28. Springer, 2000.
- [27] M. Ferrant, S. K. Warfield, C. R. G. Guttmann, R. V. Mulkern, F. A. Jolesz, and R. Kikinis. 3d image matching using a finite element based elastic deformation model. In Chris Taylor and Alan C. F. Colchester, editors, *2nd International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention, MICCAI'99*, volume 1679 of *Lecture Notes in Computer Science*, pages 202–209. Springer, 1999.
- [28] J. M. Fitzpatrick, D. L. G. Hill, Y. Shyr, J. West, C. Studholme, and C. R. Maurer Jr. Visual assessment of the accuracy of retrospective registration of mr and ct images of the brain. *IEEE Trans. Med. Imaging*, 17:571–85, 1998.
- [29] J. M. Fitzpatrick, J. B. West, and C. R. Maurer Jr. Predicting error in rigid-body, point-based registration. *IEEE Trans. Med. Imaging*, 17(5):694–702, 1998.
- [30] J.M. Fitzpatrick and J. West. The distribution of target registration error in rigid-body point-based registration. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 20(9):917–927, September 2001.
- [31] D. G. Gobbi. *Brain Deformation Correction Using Interactive 3D Ultrasound Imaging*. PhD thesis, Faculty of Medecine Departement of Medical Biophysics, July 2003.
- [32] D. G. Gobbi, R. M. Comeau, and T. M. Peters. Ultrasound/mri overlay with image warping for neurosurgery. In Scott L. Delp, Anthony M. DiGioia, and Branislav Jaramaz, editors, *3rd International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention, MICCAI'2000*, Lecture Notes in Computer Science, pages 106–114. Springer, 2000.
- [33] D. G. Gobbi, B. K. H. Lee, and T. M. Peters. Real-time 3d ultrasound for intraoperative surgical guidance. In *SPIE Medical Imaging 2001: Image Processing*, pages 264–271, 2001.
- [34] D. G. Gobbi and T. M. Peters. Real-time image warping for intra-operative use. In Chris Taylor and Alan C. F. Colchester, editors, *2nd International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention, MICCAI'99*, volume 1679 of *Lecture Notes in Computer Science*. Springer, 1999.
- [35] A. Guimond, A. Roche, N. Ayache, and J. Meunier. Three-dimensional multimodal brain wrapping using the demons algorithm and adaptive intensity corrections. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 20(1), 2001.

- [36] A. Hagemann, K. Rohr, and H. S. Stiehl. Coupling of fluid and elastic models for biomechanical simulations of brain deformations using fem. *Medical Image Analysis*, 6:375–388, 2002.
- [37] A. Hagemann, K. Rohr, H. S. Stiehl, U. Spetzger, and J. M. Gilsbach. Biomechanical modeling of the human head for physically based, nonrigid image registration. *IEEE Trans. Med. Img*, 18(10):875–884, 1999.
- [38] A. Hagemann, K. Rohr, H. S. Stiehl, U. Spetzger, and J. M. Gilsbach. Nonrigid matching of tomographic images based on a biomechanical model of the human head. In *SPIE Medical Imaging 1999: Image Processing*, volume 3661, pages 583–592, 1999.
- [39] T. Hartkens. *Measuring, Analysing, and Visualising Brain Deformation using Non-Rigid Registration*. PhD thesis, King’s College London, 2003.
- [40] T. Hartkens, D. L. G. Hill, A. D. Castellano-Smith, D. J. Hawkes, C. R. Maurer, A. J. Martin, W. A. Hall, H. Liu, and C. L. Truwit. Measurement and analysis of brain deformation during neurosurgery. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 22(1):82–92, 2003.
- [41] T. Hartkens, D. L. G. Hill, C. R. Maurer, A. J. Martin, W. A. Hall, D. J. Hawkes, D. Rueckert, and C. L. Truwit. Quantifying the intraoperative brain deformation using interventional MR imaging. In *The International Society for Magnetic Resonance in Medicine*, page 51, 2000.
- [42] P. Hastreiter, C. Rezk-Salama, G. Soza, M. Bauer, G. Greiner, R. Fahlbusch, O. Ganslandt, and C. Nimsky. Strategies for brain shift evaluation. *Medical Image Analysis*, 8(4):447–464, 2004.
- [43] N. Hata, A. Nabavi, W. M. Wells, S. K. Warfield, R. Kikinis, P. M. Black, and F. A. Jolesz. Three-dimensional optical flow method for measurement of volumetric brain deformation from intraoperative mr images. *J Comput Assist Tomogr.*, 24(4):531–538, 2000.
- [44] P. Hellier. *Recalage non rigide en imagerie cérébrale : méthodes et validation*. PhD thesis, Université de Rennes I, 2000.
- [45] P. Hellier and C. Barillot. Coupling dense and landmark-based approaches for non rigid registration. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 22(2):217–227, 2003.
- [46] P. Hellier and C. Barillot. A hierarchical parametric algorithm for deformable multimodal image registration. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 75:107–115, 2004.
- [47] P. Hellier, C. Barillot, E. Mémin, and P. Pérez. Hierarchical estimation of a dense deformation field for 3D robust registration. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 20(5):388–402, May 2001.
- [48] D. G. L. Hill, C. R. Maurer, M. Y. Wang, R. J. Maciunas, J. A. Barwise, and J. M. Fitzpatrick. Estimation of intraoperative brain surface movement. In *Proceedings of the 1st Joint conference on CVRMed and MRCAS*, pages 449–458, 1997.
- [49] D. L. G. Hill, P. G. Batchelor, M. Holden, and D. J. Hawkes. Medical image registration. *Phys. Med. Biol.*, 46:R1–R45, 2001.

- [50] D. L. G. Hill, C. R. Maurer, R. J. Maciunas, J. A. Barwise, J. M. Fitzpatrick, and M. Y. Wang. Measurement of intraoperative brain surface deformation under a craniotomy. *Neurosurgery*, 43:514–528, 1998.
- [51] B. K. P. Horn and B. G. Schunck. Determining optical flow. *Artificial Intelligence*, 17:185–203, 1981.
- [52] A. P. King, P. G. Batchelor, G. P. Penney, J. M. Blackall, D. L. G. Hill, and D. J. Hawkes. Estimating sparse deformation fields using multiscale bayesian priors and 3-D ultrasound. In *17th International Conference on Information Processing in Medical Imaging, IPMI'2001*, volume 2082 of *Lecture Notes in Computer Science*, pages 155–161. Springer-Verlag, 2001.
- [53] A. P. King, J. M. Blackall, G. P. Penney, P. J. Edwards, D. L. G. Hill, and D. J. Hawkes. Bayesian estimation of intra-operative deformation for image-guided surgery using 3-D ultrasound. In Scott L. Delp, Anthony M. DiGioia, and Branislav Jaramaz, editors, *3rd International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention, MICCAI'2000*, *Lecture Notes in Computer Science*, pages 588–597. Springer, 2000.
- [54] I. Kokkinidis, M. G. Strintzis, and N. Maglaveras. Motion estimation in ultrasound b-mode images using a maximum likelihood matching criterion. In *IEEE Int'l Engineering in Medicine and Biology Conference, Montreal, September 20-24, 1995.*, 1995.
- [55] S. K. Kyriacou and C. Davatzikos. A biomechanical model of soft tissue deformation, with applications to non-rigid registration of brain images with tumor pathology. In *1st International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention, MICCAI'98*, pages 531–538, 1998.
- [56] H. Lester, S. Arridge, and K. Janson. Local deformation metrics and nonlinear registration using a fluid model with variable viscosity. In *Medical Imaging Understanding and Analysis*, pages 44–48, 1998.
- [57] M. M. J. Letteboer. *Intraoperative 3D Ultrasonography for Image-Guided Neurosurgery*. PhD thesis, University Medical Center Utrecht, 2004.
- [58] M. M. J. Letteboer, P. Willems, M. A. Viergever, and W. J. Niessen. Brain Shift Estimation in Image-Guided Neurosurgery Using 3D Ultrasound. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 52(2):268–276, 2005.
- [59] M. M. J. Letteboer, P. W. A. Willems, M. A. Viergever, and W. J. Niessen. Non-rigid registration of 3D ultrasound images of brain tumours acquired during neurosurgery. In *6th International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention, MICCAI'2003*, pages 408–415, 2003.
- [60] D. Levin, D. Dey, and P. J. Slomka. Acceleration of 3D, nonlinear warping using standard video graphics hardware: implementation and initial validation. *Computerized Medical Imaging and Graphics*, 28:471–483, 2004.
- [61] K. E. Lunn, A. Hartov, F. E. Kennedy, M. I. Miga, D. W. Roberts, L. A. Platenik, and K. D. Paulsen. 3d ultrasound as sparse data for intraoperative brain deformation model. In *SPIE Medical Imaging 2001: Image Processing*, 2001.

- [62] K. E. Lunn, K. D. Paulsen, D. W. Roberts, F. E. Kennedy, A. Hartov, and J. D. West. Displacement estimation with co-registered ultrasound for image guided neurosurgery: A quantitative in vivo porcine. *IEEE Trans. Med. Imaging*, 22(11):1358–1368, 2003.
- [63] M. Holden and D. L. G. Hill and E. R. E. Denton and J. M. Jarosz and T. C. S. Cox and T. Rohlfing and J. Goodey and D. J. Hawkes. Voxel similarity measures for 3-D serial MR brain image registration. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 19(2):94–102, 2000.
- [64] C. R. Maurer, D. L. G. Hill, R. J. Maciunas, J. A. Barwise, J. M. Fitzpatrick, and M. Y. Wang. Measurement of intraoperative brain surface deformation under a craniotomy. In William M. Wells III, Alan C. F. Colchester, and Scott Delp, editors, *1st International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention, MICCAI'98*, Lecture Notes in Computer Science, pages 51–62. Springer, 1998.
- [65] C. R. Maurer, D. L. G. Hill, A. J. Martin, H. Liu, M. McCue, D. Rueckert, D. Lloret, W. A. Hall, R. E. Maxwell, D. J. Hawkes, and C. L. Truwit. Investigation of intraoperative brain deformation using a 1.5 T interventional MR system: preliminary results. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 7:817–825, 1998.
- [66] M. I. Miga, J. M. Fitzpatrick, R. L. Galloway, and K. D. Paulsen. Incorporation of surface-based deformations for updating images intraoperatively. In *SPIE Medical Imaging 2001: Image Processing*, volume 4319, pages 169–178, 2001.
- [67] M. I. Miga, K. D. Paulsen, P. J. Hoopes, F. E. Kennedy, A. Hartov, and D. W. Roberts. In vivo modeling of interstitial pressure in the brain under surgical load using finite elements. *J. Biomech. Eng.*, 122(4):354–363, 2000.
- [68] M. I. Miga, K. D. Paulsen, F. E. Kennedy, P. J. Hoopes, A. Hartov, and D. W. Roberts. In vivo analysis of heterogeneous brain deformation computations for model-updated image guidance. *Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering*, 3(2):129–146, 2000.
- [69] M. I. Miga, K. D. Paulsen, J. M. Lemery, S. D. Eisner, A. Hartov, F. E. Kennedy, and D. W. Roberts. Model-updated image guidance: initial clinical experiences with gravity-induced brain deformation. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 18(10):866–874, 1999.
- [70] M. I. Miga, D. W. Roberts, F. E. Kennedy, L. A. Platenik, A. Hartov, K. E. Lunn, and K. D. Paulsen. Modeling of retraction and resection for intraoperative updating of images. *Neurosurgery*, 49(1):75–84, 2001.
- [71] M.I. Miga, T.K. Sinha, D.M. Cash, R.L. Galloway, and R.J. Weil. Cortical surface registration for image-guided neurosurgery laser-range scanning. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 22(8):973–985, 2003.
- [72] K. Miller, K. Chinzei, G. Orssengo, and P. Bednarz. Mechanical properties of brain tissue in-vivo: experiment and computer simulation. *J. Biomechanics*, 33:1369–1376, 2000.
- [73] A. Nabavi, P. Mc. L. Black, D. T. Gering, C.-F. Westin, V. Metha, R. S. Pergolizzi Jr., M. Ferrant, S. K. Warfield, N. Hata, R. B. Schwartz, W. M. Wells, R. Kikinis,



- and F. A. Jolesz. Serial intraoperative MR imaging of brain shift. *Neurosurgery*, 48:787–798, 2001.
- [74] C. Nimsky, O. Ganslandt, S. Cerny, P. Hastreiter, G Greiner, and R. Fahlbusch. Quantification of visualization of, and compensation for brain shift using intraoperative magnetic resonance imaging. *Neurosurgery*, 47:1070–1080, 2000.
- [75] S. Osher and N. Paragios. *Geometric Level Set Methods in Imaging Vision and Graphics*. Springer Verlag, 2003.
- [76] K. D. Paulsen, M. I. Miga, F. E. Kennedy, P. J. Hoopes, A. Hartov, and D. W. Roberts. A computational model for tracking subsurface tissue deformation during stereotactic neurosurgery. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 46(2):213–225, 1999.
- [77] W. Peckar, C. Schnörr, K. Rohr, and H. S. Stiehl. Non-rigid image registration using a parameter-free elastic model. In John N. Carter and Mark S. Nixon, editors, *Proceedings of the British Machine Vision Conference 1998, BMVC 1998, Southampton, UK, 1998*, 1998.
- [78] X. Pennec, P. Cachier, and N. Ayache. Tracking brain deformations in time-sequences of 3d us images. *Pattern Recognition Letters - Special Issue on Ultrasonic Image Processing and Analysis*, 24(4-5):801–813, February 2003.
- [79] X. Pennec, A. Roche, P. Cathier, and N. Ayache. Non-rigid MR/US registration for tracking brain deformations. In R.S. Blum and Zh. Liu, editors, *Multi-Sensor Image Fusion and Its Applications*. Marcel Dekker Inc., 2005. to appear.
- [80] L. A. Platenik, M. I. Miga, D. W. Roberts, K. E. Lunn, F. E. Kennedy, A. Hartov, and K. D. Paulsen. In vivo quantification of retraction deformation modeling for updated image-guidance during neurosurgery. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 49(8):823–835, 2002.
- [81] I. Pratikakis, C. Barillot, P. Héllier, and Etienne Mémin. Robust multiscale deformable registration of 3D ultrasound images. *International Journal of Image and Graphics*, 3(4):547–565, 2003.
- [82] I. Reinertsen, M. Descoteaux, S. Drouin, K. Siddiqi, and D. L. Collins. Vessel driven correction of brain shift. In *7th International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention, MICCAI'2004*, pages 208–216, 2004.
- [83] D. W. Roberts, A. Hartov, F. E. Kennedy, M. I Miga, and K. D. Paulsen. Intraoperative brain shift and deformation: a quantitative analysis of cortical displacement in 28 cases. *Neurosurgery*, 43:749–758, 1998.
- [84] A. Roche, X. Pennec, G. Malandain, and N. Ayache. Rigid registration of 3D ultrasound with MR images: a new approach combining intensity and gradient information. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 20(10):1038–1049, October 2001.
- [85] F. Rousseau, R. Fablet, and C. Barillot. Robust statistical registration of 3d ultrasound images using texture information. In *IEEE Int. Conf. on Image Processing, ICIP'03*, Barcelona, Spain, September 2003.

- [86] G. J. Rubino, C. Lycette, K. Farahani, D. McGill, B. van de Wiele, and Villablanca. Interventional magnetic resonance imaging guided neurosurgery - the ucla experience with the first 100 cases. *Electromedica*, 68:37–46, 2000.
- [87] D. Rueckert, C. Hayes, C. Studholme, P. E. Summers, M. O. Leach, and D. J. Hawkes. Non-rigid registration of breast mr images using mutual information. In William M. Wells III, Alan C. F. Colchester, and Scott Delp, editors, *1st International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention, MICCAI'98*, Lecture Notes in Computer Science, pages 1144–1152. Springer-Verlag, 1998.
- [88] J. A. Schnabel, D. Rueckert, M. Quist, J. M. Blackall, A. D. Castellano-Smith, T. Hartkens, G. P. Penney, W. A. Hall, H. Liu, C. L. Truwit, F. A. Gerritsen, D. L. G. Hill, and D. J. Hawkes. A generic framework for non-rigid registration based on non-uniform multi-level free-form deformations. In *4th International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention, MICCAI'2001*, Lecture Notes in Computer Science, pages 573–581. Springer-Verlag, 2001.
- [89] J. A. Schnabel, C. Tanner, A. D. Castellano-Smith, A. Degenhard, M. O. Leach, D. R. Hose, D. L. G. Hill, and D. J. Hawkes. Validation of non-rigid image registration using finite element methods: Application to breast mr images. *IEEE Trans. Med. Imaging*, 22(2):238–247, 2003.
- [90] M. Sermesant, O. Clatz, Z. Li, S. Lantéri, H. Delingette, and N. Ayache. A parallel implementation of non-rigid registration using a volumetric biomechanical model. In J.C. Gee, J.B. A. Maintz, and M. W. Vannier, editors, *Second International Workshop on Biomedical Image Registration WBIR'03*, volume 2717 of *Lecture Notes in Computer Science*, pages 398–407, Philadelphia, PA, USA, 2003. Springer-Verlag.
- [91] O. Skrinjar and J. Duncan. Real time 3D brain shift compensation. In *Information Processing in Medical Imaging. 16th International Conference, IPMI'2001*, pages 42–55, 1999.
- [92] O. Skrinjar, A. Nabavi, and J. Duncan. Model-driven brain shift compensation. *Medical Image Analysis*, 6:361–373, 2002.
- [93] O. Skrinjar, D. Spencer, and J. Duncan. Brain shift modeling for use in neurosurgery. In *1st International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention, MICCAI'98*, Lecture Notes in Computer Science, pages 641–9. Springer-Verlag, 1998.
- [94] O. Skrinjar, C. Studholme, A. Nabavi, and J. Duncan. Steps toward a stereo-camera-guided biomechanical model for brain shift compensation. In *17th International Conference on Information Processing in Medical Imaging, IPMI'2001*, 2001.
- [95] M. Strintzis and I. Kokkinidis. Maximum likelihood motion estimation in ultrasound image sequences. *IEEE Signal Processing Letters*, 4(6):156–157, 1997.
- [96] H. Sun, H. Farid, K. Rick, A. Hartov, D. W. Roberts, and K. D. Paulsen. Estimating cortical surface motion using stereopsis for brain deformation models. In *6th International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention, MICCAI'2003*, pages 794–801, 2003.

- [97] H. Sun, F. E. Kennedy, E. J. Carlson, A. Hartov, D. W. Roberts, and K. D. Paulsen. Modeling of brain tissue retraction using intraoperative data. In *7th International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention, MIC-CAI'2004*, pages 225–233, 2004.
- [98] H. Sun, K. E. Lunn, H. Farid, Z. Wu, D. W. Roberts, A. Hartov, and K. D. Paulsen. Stereopsis-guided brain shift compensation. *Submitted to: IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2004.
- [99] J. P. Thirion. Image matching as a diffusion process: an analogy with maxwell's demons. *Medical Image Analysis*, 2(3):243–260, 1998.
- [100] B. C. Vemuri, J. Ye, Y. Chen, and C. M. Leonard. Image registration via level-set motion: Application to atlas-based segmentation. *Medical Image Analysis*, 7:1–20, 2003.
- [101] S. K. Warfield, F. Talos, A. Tei, A. Bharatha, A. Nabavi, M. Ferrant, P. McL. Black, F. A. Jolesz, and R. Kikinis. Real-time registration of volumetric brain mri by biomechanical simulation of deformation during image guided neurosurgery. *Computing and Visualization in Science*, 5:3–11, 2002.
- [102] M. A. Wirth. *A Nonrigid Approach to Medical Image Registration: Matching Images of the Breast*. PhD thesis, RMIT University, Melbourne, Australia, 2000.

## Annexe : Notions de recalage non rigide

Dans cette annexe nous allons présenter brièvement la théorie sous-jacente aux différentes techniques de recalage non rigide citées dans ce rapport. Dans un premier temps, nous étudierons les outils d'interpolation que sont les fonctions radiales de base et les 'Free Form Deformation', généralement utilisés lors de transformations paramétriques issues de la mise en correspondance d'amers de type contours, surfaces ou points. Puis, nous passerons aux transformations non paramétriques, avec la présentation de l'estimation d'un champ dense de déformation par flot optique et "démons" de Maxwell au sein de démarches basées intensité. Nous détaillerons ensuite les techniques de recalage utilisant des fonctions de régularisation de type élastiques ou fluides, à ne pas confondre avec le recalage par modélisation biomécanique que nous présenterons également. Enfin, nous finirons par l'évocation de techniques plus récentes comme l'utilisation des 'level sets' au sein du recalage, et des méthodes hybrides.

### Transformations paramétriques

L'idée de base d'un recalage par 'Splines' est de définir un jeu de points  $\phi_i$  dans  $I$  et d'identifier le jeu de points  $\phi'_i$  leur correspondant dans  $J$ . Ceci passe par la recherche d'une transformation  $T$  sous forme de 'Splines' qui interpolent le champ de déformation en chaque points tout en lissant celui-ci.

$$T(\phi_i) = \phi'_i \text{ pour } i = 1, \dots, n$$

Ces points pouvant être des amers anatomiques ou géométriques, ou bien encore des points de contrôle définis de manière arbitraire. Deux catégories de transformation sont utilisées pour ce type de recalage, celles construites à partir de fonctions radiales de base (RBF) et les 'Free-Form Deformations' où les points de contrôle sont définis sur une grille.

### Fonctions radiales de base

Les fonctions radiales de base sont fréquemment utilisées comme outils d'interpolation dans l'analyse de mouvement de structure, le recalage non rigide d'images ou bien la reconstruction de volume 3D. Dans le cadre du recalage par modèle déformable, les techniques basées sur des RBF offrent l'avantage d'être très rapides, en contre partie elles sont moins précises que les modèles physiques utilisant des fonctions de régularisation plus complexes que nous présenterons par la suite.

Il existe de nombreux types de fonctions radiale de base, on peut citer par exemple les 'Thin-Plate Splines' (TPS), les 'Splines' cubiques ou bien encore les multiquadriques, les multiquadriques inverses et les gaussiennes. Le choix d'une fonction de base est déterminé par la dimension du problème de recalage, les conditions d'interpolation, et les propriétés désirées de l'outil d'interpolation [102]. Les 'Thin-Plate Splines' étant les principales RBF rencontrés au cours de cette étude bibliographique, nous leurs consacrerons un paragraphe particulier.

Lors de l'utilisation de ce type de démarche, les composantes de la transformation recherchée sont définies comme une combinaison linéaire de fonctions radiales de base  $\theta(r_j)$ :

$$t(x, y, z) = \sum_{j=1}^n b_j \theta(r_j)$$

sous les contraintes suivantes:

$$\sum_{j=1}^n b_j = \sum_{j=1}^n x_j b_j = \sum_{j=1}^n y_j b_j = \sum_{j=1}^n z_j b_j = 0$$

$r_j$  étant défini comme la norme euclidienne:

$$r_j = [(x - x_j)^2 + (y - y_j)^2 + (z - z_j)^2]^{1/2}$$

Les fonctions de base  $\theta(r_j)$  utilisées peuvent alors être:

linéaires	$\theta(r_j) = r_j$
cubiques	$\theta(r_j) = \ r_j\ ^3$
multiquadriques	$\theta(r_j) = (r_j^2 + \delta)^{1/2}$
multiquadriques inverses	$\theta(r_j) = (r_j^2 + \delta)^{-1/2}$
gaussiennes	$\theta(r_j) = \exp\left(-\frac{r_j^2}{2\sigma^2}\right)$
'Shifted-LOG'	$\theta(r_j) = \log(r_j^2 + \delta)^{3/2}$

Le paramètre  $\delta$  est utilisé pour contrôler les propriétés locales de la fonction de base. Ainsi, plus  $\delta$  augmente, plus la zone d'influence de la fonction de base diminue. Les gaussiennes possèdent l'avantage de donner une importance significative principalement au voisinage du point de contrôle. A l'instar de  $\delta$ ,  $\sigma$  permet d'affiner la zone d'influence souhaitée de la fonction de base.

**Thin-plate splines** Les composantes  $t_k$  de la transformation  $T$  recherchée *via* l'utilisation de TPS sont également définies comme un combinaison linéaire de fonctions radiales de base  $\theta(r_j)$  mais augmentées d'une partie affine:

$$t(x, y, z) = a_1 + a_2x + a_3y + a_4z + \sum_{j=1}^n b_j \theta(r_j)$$

Une transformation  $T$  d'un point entre deux images 3D est alors définie comme :

$$T(x, y, z) = (t_1(x, y, z), t_2(x, y, z), t_3(x, y, z))^T$$

Les TPS sont l'une des rares classes de RBF utilisant des fonctions de base différentes suivant la dimension du problème :

$$\theta(r_j) = \begin{cases} \|r_j\|^3 & \text{si } d = 1 \\ r_j^2 \log(r_j^2) & \text{si } d = 2 \\ r_j & \text{si } d = 3 \end{cases}$$

Avec les conditions d'interpolation  $T(\phi_i) = \phi'_i$  ramenées sous forme matricielle on peut écrire:

$$\begin{pmatrix} \Phi' \\ 0 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \Theta & \Phi \\ \Phi^T & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} b \\ a \end{pmatrix}$$

où  $a$  est une matrice  $4 \times 3$  contenant les coefficients affines,  $b$  une matrice  $n \times 3$  contenant les coefficients non affine et enfin  $\Theta$  une matrice  $n \times n$  où  $\Theta_{ij} = \theta(\|\phi_i - \phi_j\|)$ . L'avantage des 'splines' de type 'Thin-plate' est de pouvoir choisir arbitrairement la distribution spatiale des point de contrôle, malheureusement ceux-ci ont une influence globale alors que les fonctions radiales de base utilisées sont à support fini. Les TPS sont généralement utilisés lorsque que: la différence géométrique entre les deux images n'est pas très importante, les point de contrôle sont espacés a peu près de manière uniforme et que le nombre de point de correspondance n'est pas très important.

### Free-Form Deformations (FFD)

Les FFDs sont définies sur une grille  $\Phi$  de  $n_x \times n_y \times n_z$  points de contrôle espacés de  $\delta_x \times \delta_y \times \delta_z$ . Les déformations de l'image sont réalisées en déplaçant ces points de contrôle de leur position originale créant ainsi une paramétrisation compacte de la transformation. Celle-ci pouvant s'écrire sous la forme d'un produit de tenseur 3D de B-splines 1D familiers.

$$T(x, y, z) = \sum_{l=0}^3 \sum_{m=0}^3 \sum_{n=0}^3 B_l(u) B_m(v) B_n(w) \phi_{i+l, j+m, k+n}$$

où  $\phi$  représente la grille des points de contrôle qui paramétrise la FFD,  $i, j, k$  indique l'indice des points de contrôle et  $u, v, w$  correspond à la position relative de  $(x, y, z)$  au sein des coordonnées de la grille. Les 'B-splines' utilisés comme fonctions de bases étant

$$\begin{aligned} B_0(s) &= (1-s)^3 & B_2(s) &= (-3s^3 + 3s^2 + 3s + 1)/6 \\ B_1(s) &= (3s^3 - 6s^2 + 4)/6 & B_3(s) &= s^3/6 \end{aligned}$$

Pour trouver la transformation optimale il suffit d'introduire une fonction coût  $C$  sur laquelle une procédure d'optimisation simple sera réalisée.

$$C = -C_{similarite} + \lambda C_{regularite}$$

$\lambda$  étant le facteur de poids privilégiant la superposition des deux images ou la régularité de la transformation. La contrainte de régularité utilisée peut être la minimisation de la dérivé première

$$\iiint \left( \frac{\partial T^2}{\partial x} \right) + \left( \frac{\partial T^2}{\partial y} \right) + \left( \frac{\partial T^2}{\partial z} \right)$$

ou de la dérivée seconde

$$\iiint \left[ \left( \frac{\partial^2 T^2}{\partial x^2} \right) + \left( \frac{\partial^2 T^2}{\partial y^2} \right) + \left( \frac{\partial^2 T^2}{\partial z^2} \right) + 2 \left[ \left( \frac{\partial^2 T^2}{\partial xy} \right) + \left( \frac{\partial^2 T^2}{\partial xz} \right) + \left( \frac{\partial^2 T^2}{\partial yz} \right) \right] \right]$$

Il est également possible d'utiliser une contrainte sur le déterminant de l'opérateur Jacobien qui reflète les propriétés locale de la transformation. Nous avons déjà présenté comment cet opérateur peut être utilisé pour détecter les variations de volume des tissus cérébraux [41, 40]. Ici, l'opérateur Jacobien est inclus dans la fonction de coût afin de privilégier les contractions et expansions locales ( $Jac(T) \approx 1$ ) au détriment des cisaillements ( $Jac(T) = \infty$ ) et repliements ( $Jac(T) < 0$ ). Il nous reste à conclure en soulignant que les FFDs peuvent facilement être implémentées de manière hiérarchique et non uniforme [88] en définissant des grilles de points contrôle au maillage de plus en plus serré où certain de ces points sont actifs et d'autre passifs (cf Fig. 14). Ainsi, il est possible de réduire la déformation à une zone d'intérêt mais également le temps de calcul.

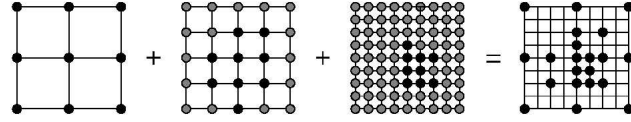


FIG. 14 – Combinaison d'une approche multirésolution avec grille non uniforme. Les points actif sont en noirs et les passifs en gris. Illustration tirée de [88].

## Transformations non paramétriques

Outre les méthodes basées sur l'extraction, la mise en correspondance de structure anatomique, puis l'interpolation de la déformation à tout le volume; ils existent les méthodes basées directement sur l'intensité des images où les transformations sont de type champ dense de déformation ou combinaison de transformations linéaires.

### Flot optique

La flot optique est une technique basée sur l'hypothèse de la conservation de l'intensité de l'image au cours du temps [51].

$$I(p, t) = I(p + \Delta p, t + \Delta t)$$

Ce qui peut s'écrire à l'aide d'un développement de Taylor, en ignorant les termes d'ordre élevé, sous la forme :

$$\frac{\partial I}{\partial x} \frac{\partial x}{\partial t} + \frac{\partial I}{\partial y} \frac{\partial y}{\partial t} + \frac{\partial I}{\partial z} \frac{\partial z}{\partial t} + \frac{\partial I}{\partial t} = 0$$

Il est possible de ce ramener à une écriture plus compacte à l'aide du gradient temporel  $\Delta I$  représentant la différence entre les deux images et du gradient spatial des images  $\nabla I$  :

$$\Delta I + \nabla I \cdot v = 0$$

où  $v$  est le champ de déplacement estimé dans l'intervalle de temps considéré. Le problème est ensuite ramené dans un cadre énergétique et augmenté d'une contrainte de régularité.

$$U(v, I) = \sum_{s \in S} [\nabla I(s, t) \cdot v_s + \Delta I(s, t)]^2 + \alpha \sum_{\langle s, r \rangle \in C} \|v_s - v_r\|^2$$

Avec  $S$  la lattice de voxels,  $C$  un clique du voisinage de  $s$  et  $\alpha$  le facteur de contrôle entre les deux termes énergétiques. En règle générale la procédure de recherche est développée au sein d'un schéma multirésolution à grille adaptative afin d'éviter les trop grands déplacements et réduire le temps de calcul [46, 44, 81]. La pyramide des volumes  $I_k$  est construite par sous échantillonnage et filtrage gaussien, ce qui permet d'estimer à chaque niveau uniquement  $dv_k$  qui est utilisé pour raffiner  $v_k$ .

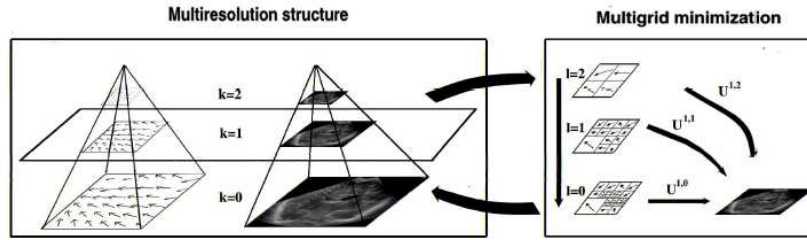


FIG. 15 – Principe de l'approche multirésolution à grille adaptative. Illustration tirée de [81].

### Algorithme des “démons”

L'algorithme des Démones part de l'hypothèse que le contour de l'objet observé  $O$  est une membrane semi-perméable avec des diffuseurs le long de sa direction normale. Le but de cet algorithme est de faire correspondre une image modèle  $J$  avec une image observée  $I$ . Un effecteur situé au point  $p_i$  du contour de  $O$  agira localement en poussant le modèle  $J$  à l'intérieur de  $O$  si le point correspondant  $p_j$  de  $J$  est labellisé 'intérieur' et inversement si celui-ci est étiqueté 'extérieur' [99]. Plusieurs variantes de cette technique existent se différenciant au niveau de la distribution des diffuseurs. Par exemple tous les voxels de  $I$  peuvent être considérés comme des Démones, auquel cas les forces régissant le processus sont données par le flot optique. Il est également possible de définir uniquement les contours de l'objet de la scène observée comme étant un ensemble d'effecteurs. Enfin, la dernière possibilité lorsque l'image est déjà segmentée est de placer les Démones au niveau de l'interface entre deux labels.

Ce type de procédé ne garantit pas une transformation bijective entre  $I$  et  $J$ . Néanmoins il est possible de régulariser cette transformation en utilisant un lissage gaussien, une contrainte sur le jacobien, ou bien encore d'effectuer le calcul à chaque itération de la transformation progressive  $T_F$  et rétrograde  $T_B$  afin d'estimer la déformation résiduelle  $R = T_B(T_F)$ . Ce



résidu est ensuite réparti équitablement entre  $T_F$  et  $T_B$  afin que  $R$  tende vers la transformation identité. L'algorithme des Démons est bien adapté au recalage d'IRM inter sujets car comme le flot optique cette démarche part de l'hypothèse d'une correspondance d'intensité en  $I$  et  $J$ . Il est néanmoins possible de l'adapter au cas multimodal comme l'ont fait Guimond *et al.* [35] en alternant une étape de correction paramétrique des intensités puis une étape de recalage monomodal.

## Fonctions de régularisation

Au sein des techniques de recalage basées sur l'intensité des voxels, ils existe également une approche où le champ dense de déformation est estimé en minimisant la distance entre le volume source et le volume cible, sous une contrainte de régularité dérivée de modèles physiques: élastique ou fluide.

### Modèle élastique

Contrairement au recalage par modélisation biomécanique qui simulent les déformations à l'aide de caractéristiques du monde réel, le recalage élastique considère l'image comme un matériau qui se déforme indépendamment de la nature de l'objet représenté. Dans ce type d'approche la déformation est gouvernée par deux forces, une force interne engendrée par la recherche de l'équilibre du modèle et une force externe apportée par l'attache aux données via un critère de similarité ou la mise en correspondance de structure géométrique. Les déformations de nature élastique sont gouvernées par l'équation différentielle partielle (EDP) de Navier:

$$\mu \nabla^2 v(x, y, z) + (\lambda + \mu) \nabla (\nabla \cdot v(x, y, z)) + f(x, y, z) = 0$$

où  $v$  est le champ de déplacement,  $f$  la force externe,  $\nabla$  l'opérateur gradient,  $\nabla^2$  l'opérateur laplacien et  $\lambda, \mu$  les constantes élastiques de Lamé. Ces constantes pouvant être interprétées en terme de module de Young

$$E_1 = \frac{\mu(3\lambda + 2\mu)}{(\lambda + \mu)}$$

et coefficient de Poisson

$$E_2 = \frac{\lambda}{2(\mu + \lambda)}$$

L'EDP de Navier peut être résolu à l'aide de différences finies et de relaxations successives, ou bien par la méthode des éléments finis comme nous l'avons présenté dans la section précédente. Les principales limites de ce type de modélisation est de ne pas prendre en compte les grandes déformations (hypothèse d'élasticité linéaire) ni les changements de topologie. Enfin à l'instar de l'algorithme des Démons, ce procédé ne garantit pas une transformation bijective.

Afin de dépasser la première de ces limites il est possible de prendre un modèle de déformation non linéaire comme celui des fluides visqueux incompressibles. Il est également

possible d'utiliser une modélisation élastique non linéaire constitué d'une partie linéaire et d'une autre incrémentale [77]. Cette formulation du problème permet d'être indépendant vis-à-vis du critère de similarité mais également des constantes de Lamé. L'approche proposée par Peckar *et al.* [77] garantit l'existence d'une solution unique. L'exigence d'une transformation bijective peut également être obtenue par l'utilisation de la méthode de la déformation résiduelle décrit dans le paragraphe précédent [13].

### Modèle fluide

La modélisation des déformations par un fluide visqueux incompressible permet de dépasser les limitations du recalage élastique en autorisant de plus larges déformations. Cependant, cet augmentation de degrés de liberté peut engendrer une convergence vers des minima locaux et augmente considérablement les temps de calcul. Dans ce cas de figure l'EDP utilisée est l'équation de Navier-Stokes :

$$\mu \nabla^2 w(x, y, z) + (\lambda + \mu) \nabla(\nabla \cdot w(x, y, z)) + f(v(x, y, z)) = 0$$

où  $w$  est la vitesse instantanée,  $\lambda, \mu$  les paramètres de viscosité,  $f$  la force de déplacement et  $v$  le déplacement cumulé. La résolution numérique de ce problème peut être réalisée par relaxation successive [12, 14], par approche multigrille ou bien encore par filtre de convolution [7] ce qui permet de réduire les temps de calcul. Bro-Nielsen [7] montre d'ailleurs que l'approche convolutive est similaire à l'approche par Démons introduit par Thirion [99].

### Modélisation biomécanique

Comme nous l'avons déjà présenté dans la partie compensation du "brain shift", il est également possible d'effectuer un recalage en modélisant les déformations mécaniques du monde réel. Par exemple, il est possible de réaliser un modèle des déformations cérébrales, du déplacement de tissus du à la croissance d'une tumeur [55] ou bien encore des mouvements du coeur au cours de son cycle. Pour se faire il faut construire un modèle mécanique réaliste des tissus, mais également estimer les paramètres biomécaniques et les forces en jeu comme la gravité et l'interaction avec les outils chirurgicaux. La plupart de ces modèles utilisent la méthode des éléments finis pour discrétiser le domaine de définition. Cette discrétisation est généralement réalisée sous forme de tétraèdres et les paramètres biomécaniques appliqués dépendent du tissu simulé. Pour rappel ces modèles sont souvent dirigés par un suivi de surfaces, obtenues par des images intraopératoire [25, 101, 24, 94, 91, 93, 4, 66, 71, 83]. Malheureusement, cette démarche reste encore très lente à cause du coût calculatoire qu'elle engendre.

### Méthode des 'Level sets'

Utilisés généralement dans le domaine de la segmentation, les 'Level sets' (fonctions de niveaux) commencent à être introduit dans le domaine du recalage [100]. La méthode des 'level sets', développée à l'origine pour la dynamique des fluides, permet par exemple de

suivre l'évolution de l'interface au sein d'un écoulements diphasiques. Celle-ci repose sur la déformation au cours du temps d'une surface implicite d'ordre plus élevée que l'objet étudié. Le lecteur désireux d'approfondir le sujet pourra se référer à [75].

L'avantage d'utiliser des fonctions de niveaux plutôt que la méthode des fluide visqueux est de garantir l'existence d'une solution unique [100]. Le principe est de faire évoluer les 'level sets' de l'image  $I$  le long de leurs normales vers ceux de l'image  $J$ . Cela revient à faire évoluer  $I$  le long de son gradient jusqu'à ce quelle corresponde à  $J$ . Cette évolution peut être écrite sous la forme

$$I_t(t) = S \|\nabla I(t)\| \text{ avec } I(0) = I$$

où  $S$  est le terme de rapidité du processus. Il est possible de définir  $S$  en y incluant un critère d'arrêt en écrivant

$$S = J - I(t)$$

Le problème revient donc à résoudre

$$I_t = (J - I(t)) \|\nabla I(t)\| \text{ avec } I(0) = I$$

Cette méthode semble rapide et efficace, mais pour le moment uniquement le cas monomodal a été étudié.

## Méthodes Hybrides

Dernier versant de la problématique du recalage que nous présenterons, les méthodes hybrides combinent les informations d'intensité et de structure [18, 17, 45, 90, 15, 82]. Les connaissances structurelles sont généralement utilisées comme fonction de régularisation d'un algorithme de recalage iconique.

### Contrainte corticale

Une première approche des méthodes hybrides est un recalage inter-sujet d'IRM avec prise en compte de connaissances *a priori* sur les structures corticales [18, 17, 45]. Dans un premier temps les sillons corticaux sont extraits du volume image à l'aide d'un modèle actif de type 'snake' mais en 2D nommé Ruban Actif. Ces informations corticales sont ensuite injectées dans l'algorithme de recalage non linéaire ANIMAL pour Collins *et al.* [18, 17] et dans un algorithme type flot optique hiérarchique pour Hellier *et al.* [45]. Cette adjonction d'information permet d'augmenter de manière notable la qualité du recalage surtout au niveau des sillons (cf. Fig 16).

### Contrainte biomécanique

Comme nous l'avons déjà présenté, il est également possible d'utiliser un modèle biomécanique comme fonction de régularisation d'un algorithme de recalage iconique, en l'occurrence un recalage non rigide par block matching basé sur le coefficient de corrélation [90, 15]. Cette régularisation permet l'introduction de connaissances *a priori* sur la nature des déformations,

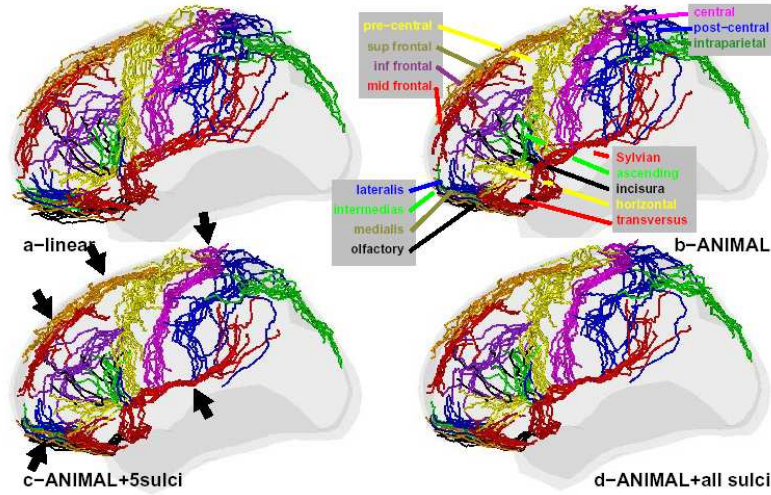


FIG. 16 – Résultat du recalage inter-sujet d'IRM avec et sans informations corticales via l'algorithme ANIMAL [18]. L'apport d'une contrainte corticale augmentée la précision du recalage non linéaire. Illustration tirée de [18]

via les caractéristiques mécanique utilisées, mais aussi d'éviter des mouvements anatomiquement impossibles (cf. Fig 17).

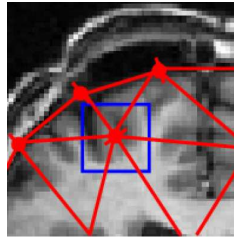


FIG. 17 – Régularisation d'un algorithme de block matching par un modèle biomécanique. En bleu la fenêtre de recherche de l'algorithme de recalage iconique et en rouge le maillage du modèle biomécanique. Illustration tirée de [90].

### Contrainte vasculaire

Également déjà abordé, l'utilisation du système vasculaire pour contraindre un algorithme de recalage est possible. Dans [82], l'information vasculaire utilisée provient de la

segmentation d'images ultrasonores Doppler et d'ARM. Une fois les vaisseaux segmentés, les auteurs les utilisent construire leur contrainte sous forme de cartes de distance, cartes injectées par la suite dans l'algorithme de recalage ANIMAL [16].

## Conclusion

Dans cette annexe nous avons présenté les différents points théoriques sous-jacents aux méthodes de recalage non rigide citées dans ce rapport. Les techniques de régularisation de la transformation, tel que le recalage élastique, fluide ou biomécanique, permettent d'injecter des connaissances *a priori* sur la transformation recherchée suivant la nature des déformations modélisées. Toutefois, la question concernant le type de modèle de transformation à adopter reste ouverte car le cerveau est une combinaison complexe de tissus élastiques, visqueux et rigides. Il est également important de se poser la question des hypothèses à l'origine des différents algorithmes d'estimation de la transformation. Certains comme le flot optique et l'algorithme des Démons, bien que adaptables au cas multimodale, seront privilégiés pour le recalage monomodal où ils offrent de très bons résultats. D'autres, tel que les 'Thin-plates' sont facilement utilisables dans le cas multimodale de mis en correspondance de contours. La possibilité de définir arbitrairement les points de contrôle autorise un guidage manuelle de la transformation.

